



# Universidad de Alcalá

DEPARTAMENTO DE FÍSICA Y MATEMÁTICAS

PROGRAMA DE DOCTORADO EN  
CLIMA, ENERGÍA Y RIESGO AMBIENTAL

REALIMENTACIONES EN  
EL NIÑO-LA OSCILACIÓN DEL SUR  
Y SUS IMPACTOS EN LA  
VARIABILIDAD EXTREMAL

TESIS DOCTORAL PRESENTADA POR:

MIGUEL TASAMBAY SALAZAR

2015







# Universidad de Alcalá

DEPARTAMENTO DE FÍSICA Y MATEMÁTICAS

PROGRAMA DE DOCTORADO EN  
CLIMA, ENERGÍA Y RIESGO AMBIENTAL

REALIMENTACIONES EN  
EL NIÑO-LA OSCILACIÓN DEL SUR  
Y SUS IMPACTOS EN LA  
VARIABILIDAD EXTREMAL

TESIS DOCTORAL PRESENTADA POR:

MIGUEL TASAMBAY SALAZAR

DIRECTORA

DRA. MARÍA JOSÉ ORTIZ BEVIÁ

ALCALÁ DE HENARES, 2015.

---

Programa de Doctorado en  
**Clima, Energía y Riesgo Ambiental. D351.**  
Real Decreto 1393/2007

El Director del Departamento de Física y Matemáticas de la Universidad de Alcalá, DR. MIGUEL ÁNGEL HIDALGO MORENO.

CERTIFICA:

Que la presente Tesis Doctoral titulada “*Realimentaciones en El Niño-La Oscilación del Sur y sus impactos en la variabilidad extremal*” elaborada por D. MIGUEL TASAMBAY SALAZAR, dirigida por la DRA. MARÍA JOSÉ ORTIZ BEVIÁ, con la que opta al título de Doctor por la Universidad de Alcalá, dentro del Programa de Doctorado en “*Clima, Energía y Riesgo Ambiental*”, se encuentra finalizada y reúne las condiciones necesarias para su tramitación y posterior defensa pública ante la correspondiente comisión.

Y para que así conste, se firma la presente en Alcalá de Henares, a 14 de Julio de 2015.

El Director del Departamento de Física y Matemáticas.

Dr. Miguel Ángel Hidalgo Moreno.



La DRA. MARÍA JOSÉ ORTIZ BEVIÁ, profesora titular del Departamento de Física y Matemáticas de la Universidad de Alcalá.

CERTIFICA:

Que la presente Tesis Doctoral titulada “*Realimentaciones en El Niño-La Oscilación del Sur y sus impactos en la variabilidad extremal*” elaborada por D. MIGUEL TASAMBAY SALAZAR, con la que opta al título de Doctor por la Universidad de Alcalá, dentro del Programa de Doctorado en “*Clima, Energía y Riesgo Ambiental*”, se encuentra finalizada y reúne las condiciones necesarias para su tramitación y posterior defensa pública ante la correspondiente comisión.

Y para que así conste, y tenga los efectos oportunos, firmo este certificado en Alcalá de Henares, a 14 de Julio de 2015.

La Directora de Tesis

Dra. María José Ortiz Beviá.



*A mis padres,  
María Ernestina y Miguel Angel,*

*A mi esposa e hijos,  
Ma. Augusta, Isaac y Matías*

Vivir no es sólo existir,  
sino existir y crear,  
saber gozar y sufrir  
y no dormir sin soñar.  
Descansar, es empezar a morir.

GREGORIO MARAÑÓN.





# Agradecimientos

*Te doy gracias, Señor,  
Dios de todo,  
porque en todo lo mío  
Tú intervienes,  
porque es constante y eterno  
tu amor conmigo.*

SALMO 136.

Expreso mi sentimiento de eterna gratitud a la Dra. María José Ortiz Beviá por su inestimable contribución intelectual y su importante apoyo moral. Mi reconocimiento a su labor de dirección y a su sincera amistad brindada en estos años de estudio. De igual manera mi afectuoso agradecimiento al Dr. Antonio Ruiz de Elvira por su generosa amistad y sus valiosos aportes académicos. Al Dr. Francisco Álvarez García por su colaboración y cercanía.

Debo agradecer al Departamento de Física y Matemáticas en la persona de su director Dr. Miguel Angel Hidalgo, por haberme acogido cordialmente y proporcionado las facilidades necesarias para el desarrollo de esta tesis.

Mi reconocimiento al National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) de los Estados Unidos de Norte América y al European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF), por la disponibilidad de los reanálisis de campos de datos utilizados en esta investigación. Un agradecimiento a Sulagna Ray del Institut Pierre Simon Laplace (LOCEAN, Paris-Francia) por facilitarme los datos ecuatoriales de la profundidad de la isoterma de 14°C. También un reconocimiento a los dos revisores anónimos por cada una de las publicaciones en curso, por sus pertinentes comentarios y recomendaciones.

A la SENESCYT de Ecuador por el aporte económico entregado mediante el Programa de Becas para Estudios de Doctorado. A la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo de Riobamba-Ecuador por el otorgamiento de la licencia académica para cursar estos estudios.

Y mi especial y cariñoso agradecimiento a mi esposa María Augusta Larrea Velasco y a mis hijos Isaac Alejandro y Matías Nicolás, por su gran sacrificio y paciencia en estos años de ausencia de nuestro hogar y sobre todo por su amor incondicional y apoyo cotidiano. Vosotros sois mi principal motivación.



# Resumen

En este estudio, se investigan algunos aspectos de la predecibilidad del estado anómalo del Pacífico ecuatorial (ENSO). La variabilidad ENSO se representa aquí con los índices Niño3.4, Niño1+2 y Niño4. Entre otros, se estudia la existencia de predictores externos que pueden mejorar las predicciones, la influencia de las frecuencias más bajas en la habilidad predictiva o la barrera de predicción de primavera. Se utiliza una relación lineal (realimentación) y se compara el potencial predictivo de los nuevos índices climáticos con los que se usan en modelos conceptuales como el oscilador de carga-descarga para caracterizar ENSO. Los índices se calculan a partir de observaciones del período post-satelital (desde 1980). Se encuentra una fuerte dependencia de los potenciales predictores en la fase estacional del correspondiente índice Niño (predictando). De todos los índices analizados, los índices WWV y TSA muestran el mayor potencial predictivo para distintas estaciones y muchos desfases de predicción. El potencial predictivo del índice Niño1+2 es muy reducido comparado con los de los índices Niño3.4 y Niño4. De la comparación de estos resultados con los obtenidos para el periodo 1950-1979, se halla una fuerte dependencia de este potencial predictivo en frecuencias por debajo de las interanuales (cuasi o multidecadales).

En una segunda parte de este trabajo, se investiga la barrera primaveral de predicción utilizando modelos de realimentación estacionales de baja dimensión. Los modelos se implementaron con dos esquemas distintos de predicción, sin y con excitación estocástica. Se demuestra que la barrera de predicción de primavera puede ser superada cuando se utiliza un modelo implementado en modo estocástico completo, que incorpora la variabilidad atmosférica integrada en la región extratropical sur. Entre los modelos, se identifican algunos con buen desempeño para predecir las condiciones anómalas de ENSO pero menos eficientes para las condiciones neutrales y otros con características predictivas opuestas. También se identifican modelos con un similar buen desempeño en ambas situaciones.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Modos de Variabilidad Climática</b>	<b>7</b>
2.1. Variabilidad climática de baja frecuencia . . . . .	7
2.2. Modos de variabilidad tropical . . . . .	9
2.2.1. El Pacífico tropical normal . . . . .	9
2.2.2. Las fases de ENSO . . . . .	12
2.2.3. Modelos conceptuales de ENSO . . . . .	15
2.2.3.1. El Oscilador Retardado . . . . .	16
2.2.3.2. El Oscilador de Carga-Descarga . . . . .	18
2.2.4. Variabilidad decadal y teleconexiones . . . . .	20
2.2.5. Variabilidad Interanual del Atlántico tropical . . . .	22
2.2.6. Variabilidad Interanual del Índico tropical . . . . .	24
2.3. Modos de variabilidad extratropical	
en el hemisferio norte . . . . .	25
2.3.1. El Patrón del Pacífico y América del Norte (PNA) .	25
2.3.2. La Oscilación del Atlántico Norte (NAO) . . . . .	27
2.3.3. El Modo Anular del Norte (NAM) . . . . .	29
2.3.4. El Modo WAVE3N . . . . .	31
2.4. Modos de variabilidad extratropical	
en el hemisferio sur . . . . .	31
2.4.1. El Patrón del Pacífico y América del Sur (PSA) . . .	31
2.4.2. El Modo Anular del Sur (SAM) . . . . .	32
2.4.3. El Modo WAVE 3 . . . . .	33
<b>3. Descripción de las variables</b>	<b>35</b>
3.1. Índices obtenidos a partir de observaciones . . . . .	35
3.1.1. Índice Niño3.4 . . . . .	35
3.1.2. Índice Niño1+2 . . . . .	40
3.1.3. Índice Niño4 . . . . .	43
3.2. Índices del océano Pacífico tropical . . . . .	47
3.3. Índices obtenidos de campos de datos . . . . .	49

<b>4. Modelos Estadísticos</b>	<b>53</b>
4.1. Técnicas empírico estadísticas . . . . .	53
4.2. Modelos de Regresión . . . . .	54
4.2.1. Regresión lineal simple y Regresión lineal múltiple .	54
4.3. Modelos estocásticos . . . . .	57
4.4. Modelos de realimentación Markovianos . . . . .	58
4.5. Modelo de Patrones Principales de Oscilación (POP) . . . .	60
4.5.1. El esquema de Señal Óptima (OS) . . . . .	63
4.5.2. El esquema de Modo Estocástico Completo (FSM)	64
4.6. Medida de la habilidad predictiva . . . . .	66
4.6.1. Persistencia como modelo comparativo . . . . .	67
4.6.2. Validación cruzada . . . . .	68
4.7. Metodología de la aplicación de los POP . . . . .	69
4.7.1. Identificación de las variables del modelo reducido .	69
4.7.2. Enfoque estacional . . . . .	70
4.7.3. Cálculo de la matriz dinámica para cada plazo de predicción . . . . .	72
4.7.4. Utilización del esquema OS para la predicción . . . .	72
4.7.5. Inclusión del FSM en la predicción . . . . .	72
4.8. Validación . . . . .	73
4.9. Identificación de condiciones extremas y condiciones normales	74
<b>5. Realimentaciones sobre la variabilidad del Pacífico tropical</b>	<b>75</b>
5.1. Determinación de realimentaciones . . . . .	75
5.2. Cambios en las realimentaciones . . . . .	83
<b>6. La predecibilidad del Pacífico ecuatorial</b>	<b>85</b>
6.1. Predecibilidad del Índice Niño3.4 . . . . .	85
6.2. Modelos de tres variables . . . . .	87
6.3. Modelos con variables tropicales . . . . .	94
6.4. Modelos con variables extratropicales . . . . .	103
6.5. Predecibilidad del Índice Niño1+2 . . . . .	113
6.6. Predecibilidad del Índice Niño4 . . . . .	116
<b>7. Conclusiones</b>	<b>121</b>
<b>A. Campos de datos reanalizados</b>	<b>127</b>
A.1. Reanálisis de NCEP/NCAR . . . . .	127
A.2. Reanálisis de ECMWF . . . . .	128
A.3. Descripción de los campos utilizados . . . . .	130
<b>B. Campo de Observaciones Satelitales de Temperatura</b>	<b>131</b>
B.1. Campo de Temperatura Integrado a la Tropósfera Media .	131

<b>C. Modelos Estocásticos</b>	<b>135</b>
C.1. Sistemas Estocásticos . . . . .	135
C.2. El paseo aleatorio . . . . .	136
C.3. Modelos de realimentación . . . . .	138





# Índice de figuras

2.1. El Pacífico tropical . . . . .	9
2.2. Esquema del estado normal del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical . . . . .	10
2.3. Vientos Alisios boreales y australes . . . . .	11
2.4. Esquema del estado del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical en la fase cálida de ENSO . . . . .	12
2.5. Esquema del estado del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical en la fase fría de ENSO . . . . .	14
2.6. Patrón de correlación entre el índice Niño 3.4 y el campo de anomalías de SST durante el invierno boreal . . . . .	15
2.7. Diagrama esquemático del modelo conceptual del Oscilador Retardado . . . . .	17
2.8. Esquema idealizado de las fases de desarrollo del modelo conceptual del Oscilador de Carga-Descarga . . . . .	21
2.9. Patrón de correlaciones entre el índice TSA y el campo de anomalías estacionales de SST en el verano . . . . .	23
2.10. Patrón de correlaciones entre el índice IOD y el campo de anomalías estacionales de SST durante la estación de otoño . . . . .	24
2.11. Patrón de correlación entre el índice PNA y el campo de anomalías de la altura geopotencial de 500 hPa en el invierno . . . . .	26
2.12. Patrón de correlación entre el índice PNA y el campo de anomalías de la altura geopotencial de 500 hPa en el verano . . . . .	26
2.13. Patrón de correlación entre el índice de la NAO y el campo de anomalías estacionales de SLP para el invierno . . . . .	28
2.14. Patrón de correlación entre el índice de la NAO y el campo de anomalías estacionales de SLP durante la estación de verano . . . . .	28
2.15. Patrón del NAM caracterizado por la primera EOF mensual de la altura geopotencial de 1000 hPa . . . . .	30
2.16. Patrón de correlación entre el índice de la WAVE3N y el campo de anomalías estacionales de SLP para el invierno . . . . .	30

2.17. Patrón de correlación entre el índice PSA y el campo de anomalías estacionales estandarizadas de la altura geopotencial de 500 hPa en el invierno . . . . .	32
2.18. Patrón del SAM caracterizada por la primera EOF mensual de la altura geopotencial de 700 hPa durante el periodo 1979-2000 . . . . .	33
2.19. Patrón de correlación entre el índice de la WAVE3 y el campo de anomalías estacionales de SLP en el invierno . . . . .	34
3.1. Esquema de las regiones de El Niño . . . . .	36
3.2. Serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	36
3.3. Correlograma de la serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	37
3.4. Valores medios mensuales y desviación estándar de la serie del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	38
3.5. Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	38
3.6. Correlograma de la serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	39
3.7. Serie temporal del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	40
3.8. Correlograma de la serie temporal de Índice Niño 1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	41
3.9. Valores medios mensuales y desviación estándar de la serie del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	42
3.10. Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	42
3.11. Correlograma de las anomalías mensuales de Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	43
3.12. Serie temporal del Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	44
3.13. Correlograma de la serie temporal del Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	44
3.14. Valores medios mensuales y desviación estándar de la serie del Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	45
3.15. Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	46
3.16. Correlograma de las anomalías mensuales de Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	46
3.17. Esquema de las regiones del Pacífico tropical . . . . .	47
4.1. Ilustración esquemática de la regresión lineal simple . . . . .	55
5.1. Desviación estándar de los Índices Niño3.4, SOI, WWV y TSA . . . . .	76

5.2. Coeficientes de correlación a desfase entre los Índices Niño3.4-SOI y entre Niño-WWV . . . . .	77
5.3. Coeficientes de correlación para distintos desfases entre los Índices Niño3.4-IOD, entre Niño3.4-TSA, y entre Niño3.4-NTA . . . . .	78
5.4. Coeficientes de correlación para distintos desfases entre los Índices Niño3.4-WWV, y entre Niño3.4-3 <sup>a</sup> PC GSE MTT . . . . .	79
5.5. Coeficientes de correlación para distintos desfases entre el Índice Niño3.4 e Índices climáticos . . . . .	80
5.6. Coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño1+2 e Índices climáticos . . . . .	81
5.7. Coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño4 e Índices climáticos . . . . .	82
5.8. Coeficientes de correlación entre el Índice Niño3.4 de invierno y el Índice STZG . . . . .	84
5.9. Coeficientes de correlación entre el Índice Niño3.4 de verano y el Índice TSA de primavera . . . . .	84
6.1. Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retro-predicción con los modelos NW y NSW . . . . .	86
6.2. Habilidad de correlación cruzada entre las observaciones y retropredicciones con el modelo NSW obtenida con dos esquemas predictivos diferentes . . . . .	88
6.3. Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retro-predicción con el modelo NSW obtenidos con dos esquemas predictivos diferentes . . . . .	89
6.4. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de invierno con el modelo NSW . . . . .	90
6.5. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de primavera con el modelo NSW . . . . .	91
6.6. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de verano con el modelo NSW . . . . .	92
6.7. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de otoño con el modelo NSW . . . . .	93
6.8. Habilidad de correlación cruzada entre las observaciones y retropredicciones con el modelo NWTSA obtenida con dos esquemas predictivos diferentes . . . . .	95
6.9. Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retro-predicción con el modelo NWTSA obtenidos con dos esquemas predictivos diferentes . . . . .	96
6.10. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 invierno con el modelo NWTSA . . . . .	97

6.11. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de primavera con el modelo NWTSA . . . . .	98
6.12. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de verano con el modelo NWTSA . . . . .	99
6.13. Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de otoño con el modelo NWTSA . . . . .	100
6.14. Estructuras de crecimiento óptimo para las retropredicciones con el modelo NSW . . . . .	101
6.15. Valores del coeficiente OG para los modelos NSW y NWTSA	102
6.16. Condiciones extremas y normales de los modelos NSW y NWTSA . . . . .	103
6.17. Diagramas de Taylor para retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano y de otoño con el modelo NW con la adición de una variable extratropical . . . . .	105
6.18. Patrones espaciales de la 3 <sup>a</sup> PC GSE del campo MTT . . .	106
6.19. Diagramas de Taylor para retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano con modelos cuyas variables son PCs de SST y MTT . . . . .	107
6.20. Patrones espaciales de la 11 <sup>a</sup> EOF MTT invierno, 14 <sup>a</sup> EOF SST invierno y 15 <sup>a</sup> EOF SST de verano . . . . .	108
6.21. Reconstrucción de los patrones espaciales para las SST con las retropredicciones obtenidas con modelos de variables tropicales y extratropicales . . . . .	110
6.22. Reconstrucción de los patrones espaciales para el HC con las retropredicciones obtenidas con modelos de variables tropicales y extratropicales . . . . .	111
6.23. Valores de habilidad predictiva del Índice Niño3.4 de verano para condiciones extremas y normales . . . . .	112
6.24. Valores de correlación cruzada para retropredicciones del Índice Niño1+2 en el periodo reciente . . . . .	114
6.25. Valores de RMSE de retropredicciones del Índice Niño1+2 en el periodo reciente . . . . .	115
6.26. Valores de correlación para retropredicciones del Índice Niño4 en el periodo reciente . . . . .	117
6.27. Valores de RMSE de las retropredicciones del Índice Niño4 en el periodo reciente . . . . .	118
6.28. Autocorrelación estacional de los Índices Niño1+2 y Niño4 .	119
6.29. Mapas de correlación entre la SST y un Índice de las diferencias entre los dos esquemas predictivos del modelo N4WWVPM	120
 B.1. Patrones espaciales correspondiente a la primera componente principal del campo MTT en otoño, entre 1980 y 2012 . . .	133

B.2. Primera componente principal del campo MTT en otoño, en el periodo 1980-2012 . . . . .	134
--	-----



# Índice de tablas

3.1. Estadísticos de la serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	37
3.2. Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012 . . . . .	39
3.3. Estadísticos de la serie temporal del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	41
3.4. Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012 . . . . .	43
3.5. Estadísticos de la serie temporal Niño4, entre 1980 y 2012 .	45
3.6. Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño4, entre 1980 y 2012 . . . . .	47
3.7. Índices climáticos obtenidos a partir de observaciones . . .	48
3.8. Índices atmosféricos obtenidos de campos reanalizados . . .	50
3.9. Regiones y dominios para los campos de temperaturas de la tropósfera media . . . . .	51
3.10. Índices oceánicos obtenidos de campos reanalizados . . . . .	52
6.1. Acrónimos de los diferentes modelos utilizados según sus variables . . . . .	94
A.1. Campos de datos . . . . .	130
B.1. Varianza explicada por algunas PCs del campo MTT en otoño	132
B.2. Correlaciones de algunas PCs del campo MTT (con tendencia) con el Índice Niño3.4 de otoño . . . . .	134
B.3. Correlaciones de algunas PCs del campo MTT (sin tendencia) con el Índice Niño3.4 de otoño . . . . .	134





# Capítulo 1

## Introducción

El sistema climático (formado por atmósfera, hidrósfera, criosfera, litosfera y biosfera) se propone como un ejemplo de sistema complejo, debido al gran número de variables necesarias para su descripción. Sin embargo una parte importante de la variabilidad climática se puede representar mediante un número reducido de estructuras espaciales asociadas a ciertas escalas preferidas de tiempo, que se conocen como *señales climáticas*.

Entre estas, la señal más importante a nivel planetario es conocida como El Niño-Oscilación del Sur, a la cual se referirá en lo sucesivo por su acrónimo inglés como ENSO (El Niño-Southern Oscillation). ENSO tiene lugar en el Pacífico tropical y está ligada a escalas de tiempo interanuales (entre dos y ocho años) (Barnett, 1991). El calentamiento superficial del océano asociado a El Niño (la fase cálida de la Oscilación) implica el debilitamiento de los alisios y el desplazamiento de las zonas de ascenso de aire que se manifiestan en el aumento (disminución) de presión a nivel del mar en el Pacífico tropical occidental (oriental). La relajación de los alisios refuerza el calentamiento anómalo de la superficie de mar, cerrando el bucle de realimentación entre los dos subsistemas. La inversión de los signos en este ciclo, determina la otra fase del fenómeno conocido con el nombre de La Niña (la fase fría de la Oscilación).

Aunque la señal de ENSO es más fuerte en áreas cercanas al Pacífico tropical, la intensidad de El Niño y La Niña es tal que pueden cambiar los patrones de temperatura y precipitación alrededor del globo a través de las denominadas Teleconexiones (Wallace and Gutzler, 1981). En la transmisión de esta influencia son importantes los efectos que la temperatura

superficial de mar tiene sobre las capas más altas de la atmósfera.

Durante los eventos de ENSO se altera la presión atmosférica en zonas muy distantes entre sí, se producen cambios en la dirección y la velocidad del viento y se desplazan las zonas de lluvia de la región tropical. En el océano, se produce un transporte de aguas cálidas hacia la costa de América del Sur. Estos cambios en la temperatura influyen en la salinidad de las aguas, trastocándose también las condiciones ambientales para los ecosistemas marinos y por ende, la actividad pesquera en ellas. Los cambios en la circulación atmosférica afectan a la agricultura, los recursos hídricos y otras actividades económicas importantes en extensas áreas del planeta. De esta manera, ENSO se constituye en un importante fenómeno natural que contribuye significativamente a las fluctuaciones climáticas estacionales de muchas regiones del globo, frecuentemente con implicaciones sociales y económicas para los pueblos que sufren su impacto.

El reporte del coste de los eventos de El Niño contribuyen considerablemente a tener una idea equivocada sobre los impactos y los efectos climáticos globales de El Niño o La Niña. Los costos estimados de los dos últimos grandes eventos de El Niño en el siglo XX fueron de aproximadamente entre 8-18 billones de dólares para el evento de 1982/83 (UCAR (1994) ; Sponberg (1999)), y entre 35 y 45 billones de dólares para el evento de 1997/98 (Sponberg, 1999). Sin embargo, algunos estudios han mostrado que la ocurrencia de inundaciones, sequías y otros desastres relacionados con el clima, no son estadísticamente diferente entre años con condiciones de El Niño, normales o La Niña (Goddard and Dilley, 2005). La importancia del estudio de ENSO radica, pues, en que cuando se manifiestan las condiciones de sus eventos extremos, tales desastres pueden ser más predecibles, permitiendo a los tomadores de decisiones ponerse en acción y prepararse para tales eventos.

De acuerdo al quinto informe del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC) (Christensen et al., 2013), los modelos climáticos indican con alto nivel de confianza que ENSO continuará siendo el mayor responsable de la variabilidad oceánica en este siglo, aunque no todos los modelos pueden reproducir adecuadamente su comportamiento. Los cambios en la frecuencia e intensidad de ENSO que se observan en muchas de las simulaciones climáticas realizadas bajo condiciones de escenario de cambio climático son comparables a los observados en los registros pasados (Power and Smith, 2007). El nivel de confianza en nuestro entendimiento actual de como influiría el cambio climático en el comportamiento de EN-

SO y de otros patrones climáticos de largo término es bajo (Collins et al., 2010). Hay también poco acuerdo entre los diferentes Modelos de Circulación General (GCMs) sobre cómo el calentamiento del océano afectará ENSO, en la mitad de los modelos no se espera un cambio significativo en la amplitud de ENSO, mientras que en otros se estima que aumente o disminuya su actividad (Guilyardi et al., 2012). Estas diferencias parecen ser una consecuencia del delicado balance entre las realimentaciones amortiguadas y amplificadas que actúan en ENSO y los diferentes énfasis dados a estos procesos dentro de los diferentes GCMs (Collins et al., 2010).

La recurrencia espacio-temporal es un indicio de predecibilidad, y por lo tanto, la determinación de predictores asociados a estas escalas, constituyen un paso hacia las predicciones climáticas. Gracias a los avances teóricos en la comprensión de la predecibilidad y a los desarrollos extraordinarios de la tecnología computacional, ha sido posible que los grandes centros de investigación mundiales hayan desarrollado herramientas para la ejecución de predicciones interanuales e interdecadales (Palmer et al., 2004). Gran parte de este progreso se debe a la depuración de nuevos conjuntos de datos mediante los reanálisis disponibles (NCEP (Kanamitsu et al., 2002), ERA-40 (Uppala et al., 2005), ERA-Interim (Dee et al., 2011) entre otros) que han sido fundamentales tanto para la validación de las simulaciones de modelos como para los avances en la comprensión del sistema climático.

La variabilidad de ENSO es comunmente representada por el Índice Niño3.4, sin embargo, con el incremento de la longitud de los registros disponibles, la necesidad de considerar dos tipos de ENSO identificados en el Pacífico oriental y en Pacífico central ha llegado ser más evidente (Yu and Kim (2013); Capotondi et al. (2014)). Mientras el Índice Niño3.4 se utiliza para monitorear los eventos del Pacífico oriental, los eventos en el Pacífico central se identifican quitando del Índice Niño4 la variabilidad asociada al Índice Niño1+2 (Kao and Yu, 2009). De esta manera, existe un renovado interés sobre la predecibilidad de dichos índices, aunque es conocido que la predecibilidad del Índice Niño4 es baja en comparación a del Índice Niño3.4 y que la predecibilidad de Niño1+2 es aún más baja debido a su asociación con los procesos costeros.

El Boletín de Diagnósticos Climáticos (CDB, Climate Diagnostic Bulletin) del Centro de Predicción Climática de los Estados Unidos de América (USA) emite con una periodicidad mensual un conjunto de predicciones para ENSO, para plazos que van de una a cinco estaciones. Entre estos pronósticos están los realizados con GCMs de última generación, como los

del Sistema de Pronóstico Acoplado (CFS03) del National Centre for Environment Prediction (NCEP) de los Estados Unidos de Norte América. Además se incluyen también otros pronósticos realizados con modelos híbridos (uno de los componentes del modelos acoplado es un GCM y el otro es un modelo estadístico o intermedio) como los de Barnett et al. (1993); Pierce et al. (2000); Kang and Kug (2000); Zhang et al. (2003). Otros utilizan modelos acoplados intermedios como el de Chen et al. (2004), una versión modificada del modelo de Zebiak and Cane (1987), el primer modelo dinámico que tuvo éxito en el pronóstico de ENSO. Por otro lado, se incluyen también los pronósticos realizados con modelos estadísticos. El buen desempeño de los modelos estadísticos de predicción se debe entre otras cosas a ser más simples y menos costosos en su desarrollo pero cuya habilidad predictiva es comparable con los de muchos modelos dinámicos de mayor complejidad. Entre los modelos estadísticos de más éxito destacan: el modelo de análisis de correlación canónica de Barnston and Ropelewski (1992), el modelo lineal inverso de Penland and Magorian (1993), el modelo de Van den Dool (1994), el modelo de climatología y persistencia (CLIPER) de Knaff and Landsea (1997) y el modelo de Clarke and Van Gorder (2003).

Durante las tres últimas décadas, era razonable esperar que la habilidad predictiva de los episodios cálidos y fríos de ENSO a mediano y largo plazo mejorara considerando los avances experimentados por los sistemas de análisis y asimilación de las observaciones, por las parametrizaciones físicas, el aumento de la resolución espacial y un mejor entendimiento de los procesos que subyacen al fenómeno ENSO (Guilyardi et al., 2009). Sin embargo, la verificación de habilidades predictivas de los actuales y más avanzados modelos dinámicos y estadísticos, durante la última década indican una menor habilidad predictiva con respecto a las estimadas para las décadas de los 80 y de los 90. No obstante, este aparente retroceso en la habilidad predictiva se puede explicar por el hecho de que en la última década la variabilidad de ENSO ha sido algo más baja en comparación a las dos décadas anteriores y por lo tanto más difícil de predecir (Barnston et al., 2012).

Los análisis de los conjuntos de pronósticos para ENSO muestran una pérdida importante de habilidad predictiva a plazo superior a dos estaciones (Barnston et al., 2012). Por otro lado también manifiestan que la pérdida de habilidad predictiva tiene una dependencia estacional. A este respecto se usa el término “barrera de predicción de primavera”, que se define como la caída de la habilidad predictiva de los pronósticos a través de la primavera. Esta barrera se ha relacionado con la ‘barrera de persistencia de primavera’

la caída en la función de autocorrelación tanto del índice Niño3.4 como del índice de la Oscilación del Sur (Clarke and Van Gorder, 2003). Como todos los pronósticos para los índices de El Niño en verano atraviesan la primavera, la habilidad predictiva más baja debe corresponder a las predicciones para los meses de verano.

Las predicciones realizadas con modelos estadísticos sencillos que incluyen información subsuperficial ( como Johnson et al. (2000) o Clarke and Van Gorder (2003)) muestran una habilidad predictiva importante en invierno y primavera, que se deteriora considerablemente en verano. Algunos estudios señalan el caracter precursor de la variabilidad ENSO que tienen algunas señales de los otros océanos tropicales, como el Índico (Izumo et al. (2010); Luo et al. (2010)) o el Atlántico (Rodríguez-Fonseca et al. (2009); Keenlyside et al. (2013)). Por otro lado trabajos de investigación recientes como Vimont et al. (2009), Stepanov (2009), Terray (2011) o Ballester et al. (2011) señalan el potencial de algunas señales extratropicales (el Pacífico Norte, la Corriente Antártica en su sector Índico, Atlántico o Pacífico) para ser utilizadas como predictores de ENSO.

La presente tesis doctoral tiene como objetivo general:

Caracterizar las realimentaciones sobre la variabilidad de ENSO producidas por las anomalías de las variables atmosféricas u oceánicas especialmente en lo relativo a sus extremos.

Para su consecución, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- ✓ Establecer un modelo estadístico estacional que permita identificar la dependencia de la habilidad predictora de los tres índices que representan la variabilidad del Pacífico Ecuatorial: el índice Niño3.4, el Niño1+2 y el Niño4.
- ✓ Implementar una metodología para la selección de precursores tropicales y extratropicales desde campos atmosféricos u oceánicos con la finalidad de incorporarlos como variables en el modelo.
- ✓ Estimar la robustez de los potenciales predictores, comparando su potencial predictivo en el periodo reciente (1980-2012) con la del periodo anterior (1950-1979), al utilizar diferentes campos de datos.
- ✓ Examinar los resultados con diferentes versiones del modelo estadístico realizando un número considerable de experimentos de retropre-

dicción.

- ✓ Determinar el comportamiento de las variables tanto en su contribución para eliminar la barrera de predecibilidad como en la determinación de condiciones extremas o de condiciones normales.

En el Capítulo 2 se presenta un resumen de los modos de variabilidad climática que pueden ser utilizados como predictores en el presente estudio. En el Capítulo 3 se describe los índices y campos de datos utilizados como variables de los modelos estadísticos. En el capítulo 4 se detalla las características del modelo estocástico utilizado y de la metodología seguida para la identificación de las variables, los experimentos de retropredicción y la comparación de la habilidad predictiva. En el Capítulo 5 se examinan las realimentaciones que actúan sobre la variabilidad del Pacífico ecuatorial. En el Capítulo 6 se aborda la predecibilidad del Pacífico ecuatorial y se finaliza con la discusión y Conclusiones en el Capítulo 7.

## Capítulo 2

# Modos de Variabilidad Climática

### 2.1. Variabilidad climática de baja frecuencia

La variabilidad climática se refiere a las variaciones en el estado medio y otros parámetros estadísticos (como las desviaciones típicas, los valores umbrales que señalan la ocurrencia de fenómenos extremos, etc.) de las variables que representan el clima, en todas las escalas temporales y espaciales, más allá de fenómenos meteorológicos determinados (IPCC, 2013) (Christensen et al., 2013). La variabilidad puede deberse a procesos internos naturales del sistema climático, lo que se conoce como variabilidad interna, o a procesos influenciados por fuerzas externas naturales o antropogénicas, lo que se denomina variabilidad externa. La variabilidad del clima tiene lugar en un amplio rango de escalas temporales. Para algunas regiones geográficas, existen intervalos de escalas en donde la variabilidad se puede explicar fundamentalmente por las características de una de las componentes del sistema climático. Sin embargo, para explicar ese intervalo en otras regiones, u otros intervalos en esa misma región, se necesita tener en cuenta varias componentes. Hasselmann (1976).

La respuesta del sistema climático terrestre al forzamiento solar conocido como ciclo estacional, constituye la principal señal de variabilidad climática. En la variabilidad anómala (calculada con respecto al ciclo estacional) de las variables físicas que pueden caracterizar el clima terrestre (presión, temperatura, velocidad de viento,..etc) es posible detectar además

comportamientos recurrentes tras varios años, lo que se conoce como variabilidad interanual. A diferencia de lo que ocurre con el ciclo estacional, estos comportamientos no son directamente atribuibles a un forzamiento externo, tienen que ver con las inestabilidades propias de las cuencas en que se generan. En un principio, estas señales climáticas interanuales se caracterizaron como diferencias entre valores anómalos observados de las variables climáticas en distintas localizaciones, conocidos como índices climáticos. Más tarde se encontró que estos índices climáticos aparecen también como los coeficientes de variabilidad temporal asociados a patrones espaciales obtenidos por técnicas objetivas de análisis estadístico. Por debajo de la variabilidad estacional se da también esta recurrencia en el espacio y en el tiempo, que en este caso se denomina variabilidad intraestacional.

Se denomina modo de variabilidad climática aquella estructura espacio temporal (con un patrón espacial y una variación temporal particular), que ayuda a explicar el total de características en varianza y de teleconexiones (IPCC 2013, Christensen et al. (2013)). Los modos de variabilidad climática más importantes por región son: En la región tropical el modo más importante de variabilidad climática, ENSO, se manifiesta principalmente en el Pacífico tropical aunque tiene un impacto global. Pero también los otros dos océanos tropicales tienen sus propios modos de variabilidad interanual. En el Atlántico tropical, la Oscilación del Golfo de Guinea tiene algunas características similares a las de ENSO y se monitorea con el Índice Tropical del Atlántico Sur (TSA, Tropical Southern Atlantic). También en esta región se considera el Índice Tropical del Atlántico Norte (NTA, North Tropical Atlantic). También en el océano Índico se da un Modo Dipolar (IOD, Indian Ocean Dipole Mode) que se caracteriza por un índice.

Los estudios realizados sobre la variabilidad de la región extratropical norte han caracterizado una serie de modos relevantes en esta región. Los análisis de Wallace and Gutzler (1981) encontraron la relevancia de la Oscilación del Atlántico Norte (NAO, North Atlantic Oscillation), el patrón del Pacífico de Norte América (PNA, Pacific North American Pattern), el Modo Anular del Norte (NAM, Northern Annular Mode) y el WAVE3N. En la variabilidad de la región extratropical sur juegan un papel relevante el Índice del Pacífico de Sur América (PSA, Pacific South American) y el Modo Anular del Sur (SAM, Southern Annular Mode) y el modo WAVE3.



## 2.2. Modos de variabilidad tropical

### 2.2.1. El Pacífico tropical normal

El Pacífico tropical se extiende desde la costa de Sudamérica en el Pacífico oriental hasta varias islas y masas de tierra de Australia e Indonesia. En particular, la línea ecuatorial cubre desde Ecuador en el este (a  $80^{\circ}\text{W}$ ) hacia Indonesia (la primera parte continental que la línea ecuatorial atraviesa en el Pacífico occidental es Halmahera en el oeste a  $129^{\circ}\text{E}$ ), y luego Sulewesi a  $120^{\circ}\text{E}$ . Tomando Halmahera como la frontera occidental del Pacífico se tiene una longitud total de 151 grados de longitud o 16778 Km, más de la tercera parte de la longitud total de la distancia alrededor del globo, Figura 2.1.

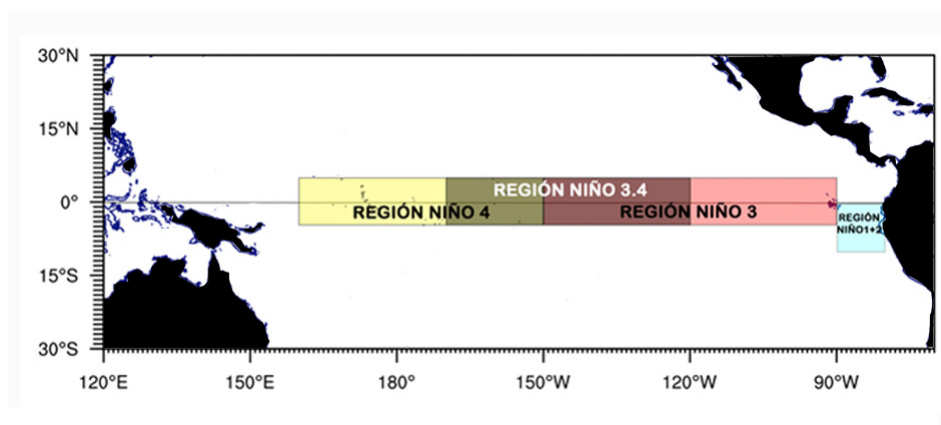


Figura 2.1: El Pacífico tropical, incluyendo las cuatro regiones El Niño

El estado climático en y sobre el Pacífico tropical es descrito por el gradiente zonal en la temperatura de la superficie de mar (SST, Sea Surface Temperature) esquematizado en el diagrama de figura 2.2.

La temperatura en superficie del Pacífico occidental es elevada, de forma que sobre ella se produce un ascenso que origina profundas nubes cumulonimbus y lluvia. Los vientos superficiales en el Pacífico tropical (los alisios o 'westerlies') soplan desde el este hacia esta región de baja presión, consistente con los vientos alisios que se dirigen hacia el oeste. El aire que asciende en la región cálida alcanza la tropopausa y retorna en altura hacia el este completando el circuito al descender sobre el Pacífico oriental, ocasionando allí altas presiones en superficie. Se conoce como circulación de Walker este circuito en que el aire en el Pacífico tropical se dirige hacia

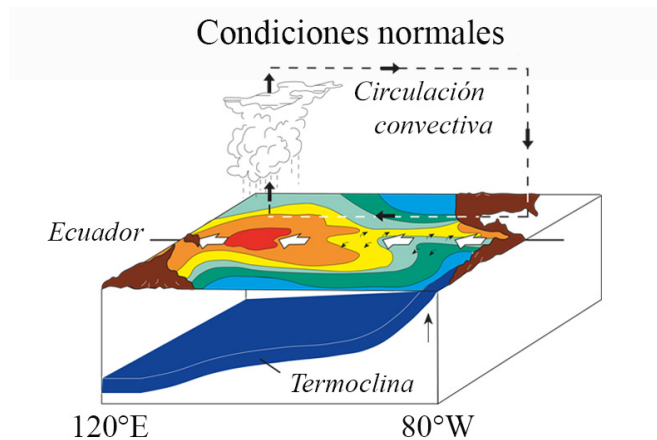


Figura 2.2: Esquema del estado normal del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical durante el invierno boreal. La temperatura de superficie de mar es cálida en el oeste y frío en el este y sur este. Adaptado del original en <http://www.pmel.noaa.gov/tao/elnino/nino-home.html>

el oeste en superficie, se eleva sobre la región cálida de lluvia persistente, retorna en altura hacia el este y descende sobre el Pacífico oriental frío Diaz and Markgraf (2000). Una medida de la intensidad de la circulación de Walker es la diferencia en la presión en superficie entre el este y el oeste, esta diferencia es la convencionalmente llamada Oscilación del Sur (SOI, Southern Oscillation Index). Cuando la circulación de Walker es fuerte, la presión en el oeste es baja y la presión en el este es alta ( el SOI es entonces menos negativa)- cuando la circulación de Walker es débil, el SOI es más negativo.

Los vientos en superficie producen una circulación en la capa superficial oceánica que alcanza hasta una cierta profundidad. Por debajo de ésta el agua es mucho más fría y salina, produciéndose por tanto un importante gradiente de temperatura en un pequeño espesor que se conoce como termoclina. La termoclina es una propiedad de los fluidos calentados por una de sus superficies que tiene proyección en la dirección de la gravedad. La Figura 2.2 muestra algunas características de la circulación en superficie y de la profundidad de la termoclina en el Pacífico ecuatorial. El hundimiento de la termoclina en el pacífico occidental es causado por los vientos en superficie del océano que se dirigen hacia el oeste (vientos alisios, Figura 2.3). De este modo vientos más fuertes en superficie hacia el oeste (debido a una fuerte circulación de Walker), hunden la termoclina en el oeste y la levantan

tan en el este (Diaz and Markgraf, 2000). El hundimiento de la termoclina en el océano es una medida de la intensidad de los vientos en superficie dirigidos hacia el este y, por consiguiente, otra medida de la intensidad de la circulación de Walker

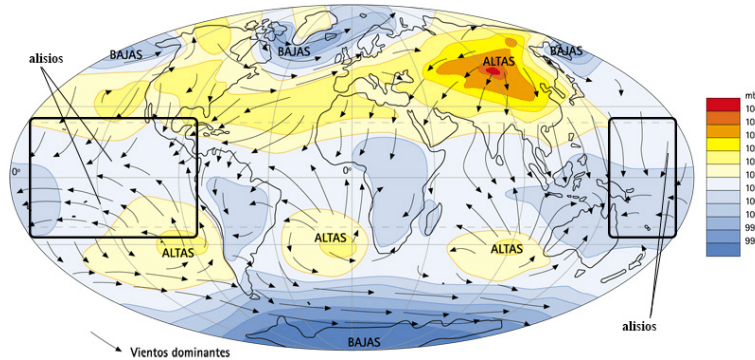


Figura 2.3: *Vientos Alisios boreales y australes (recuadros) sobre el Pacífico Tropical y áreas de baja y alta presión. Adaptado del original en <http://www.pmel.noaa.gov/tao/elnino/nino-home.html>*

El mecanismo responsable del gradiente ecuatorial de temperatura media de la superficie de mar involucra tanto a la atmósfera como al océano. Los vientos medios en superficie que se dirigen hacia el oeste conducen el movimiento del océano hacia los polos en los hemisferios norte y sur de unos 50 o más metros de la superficie muy cerca del ecuador. El agua que es desplazada hacia los polos es reemplazada por agua ascendente (afloramiento) en el ecuador, y como en el Pacífico Oriental la termoclina es poco profunda (unos 50 m) esta agua fría que llega a la superficie provoca que la SST esté fría en el Pacífico oriental. En el Pacífico occidental, al ser la termoclina mucho más profunda el afloramiento simplemente acumula agua caliente sobre la termoclina, permitiendo que la SST del Pacífico occidental permanezca caliente. Aunque la influencia del afloramiento sobre las SST está contrarrestada en parte por el efecto del calentamiento transmitido por la atmósfera, el Pacífico oriental permanece más frío que el occidental.

La SST fría que aflora en el Pacífico oriental se extiende hacia el polo varios grados de latitud por el movimiento del océano hasta que encuentra otra región cálida en el hemisferio norte (pero no en el hemisferio sur) causado por la corriente oceánica dirigida hacia el este. Aquí también la atmósfera que está sobre esta agua cálida y la línea de la convección se extiende considerablemente a lo largo de la latitud  $6^{\circ}\text{N}$ . Esta región de pro-

funda convección, llamada la Zona de Convergencia Intertropical (ITCZ\*, Intertropical Convergence Zone), forma la rama tropical ascendente de la circulación Norte-Sur denominada Circulación de Hadley.

Estas circulaciones están moduladas por el ciclo estacional. A diferencia de lo que ocurre en las latitudes media, los extremos estacionales son en Marzo-Abril cuando el Pacífico ecuatorial oriental está más caliente y la ITCZ está más cercana al ecuador, y Septiembre-Octubre cuando la SST oriental está más fría y la ITCZ está más al norte. Puesto que las SST en el Pacífico occidental varían solamente en alrededor de 1 °C, las variaciones estacionales en el gradiente Este-Oeste covarian con las SST del Pacífico oriental: más débil en la primavera boreal, más fuertes en otoño. Este ciclo anual tiene una fuerte influencia sobre la evolución de las fases de ENSO, las cuales exhiben una marcada tendencia a estar en fase con el ciclo anual, creciendo a través del verano y otoño para alcanzar su pico en invierno.

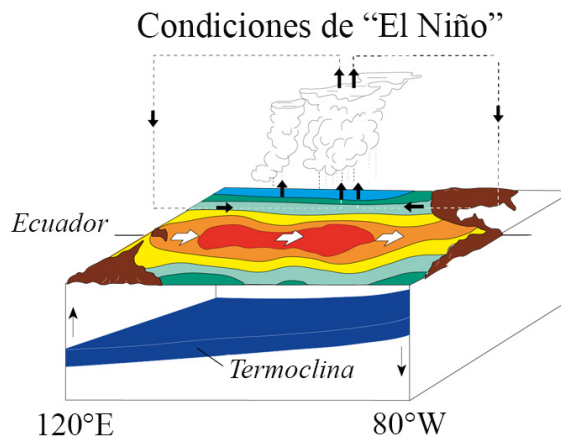


Figura 2.4: Esquema del estado del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical durante el pico de la fase cálida de ENSO durante el invierno boreal. Adaptado del original en <http://www.pmel.noaa.gov/tao/elnino/nino-home.html>

### 2.2.2. Las fases de ENSO

Superpuesto al estado normal del Pacífico tropical está el ciclo irregular de calentamiento y enfriamiento del Pacífico oriental con efectos en la

\*La ITCZ es un cinturón de baja presión que ciñe el globo terrestre en la región ecuatorial. Está formado, como su nombre indica, por la convergencia del aire cálido y húmedo de latitudes por encima y por debajo del ecuador, transportado por los vientos alisios.

atmósfera y el océano. Esto es lo que se conoce como ENSO. La Figura 2.4 muestra las condiciones en el Pacífico tropical durante la fase cálida de ENSO.

Cuando el Pacífico oriental se calienta, estamos en la fase cálida de ENSO. Esta suele comenzar con una anomalía positiva de SST en el Pacífico central o central-este. Se produce entonces la relajación de los alisios (la Figura 2.4 muestra vientos provenientes del este más débiles que lo normal lo que implica vientos anómalos provenientes del oeste), lo cual produce menor afloramiento y por consiguiente menor enfriamiento. Consistentemente la termoclina es más horizontal y el afloramiento en el pacífico oriental es menor. Como consecuencia de esto en un evento cálido canónico, el calentamiento alcanza el Pacífico oriental que asume aproximadamente la temperatura del Pacífico occidental. Esto sucedió en las fases cálidas de los intensos ENSO durante 1982-1983 y 1997-1998. La región de precipitación persistente situada sobre el agua más caliente se expande hacia el este en el Pacífico central. La alta presión a nivel de mar (SLP, Sea level Pressure) del Pacífico oriental llega a ser más baja y la diferencia de SLP entre el Pacífico occidental y oriental disminuye. Se produce así un debilitamiento de la circulación de Walker. La ITCZ se mueve sobre el ecuador, con lo que la línea de convección asume su posición más al sur y la circulación de Hadley llega a ser más intensa.

El efecto del calentamiento del Pacífico oriental, y el consecuente movimiento hacia el este de la región de precipitación persistente, se siente en todo el mundo. En los trópicos, el Pacífico occidental llega a ser seco al moverse hacia el este la región de precipitación persistente. En esta fase se observan frecuentemente sequías en Indonesia y en Australia oriental llegan a ser muy comunes, debida en parte a la acción inhibidora de la circulación anticiclónica sobre sudeste de Australia y por otra al desplazamiento de la zona de convergencia del Pacífico sur (SPCZ, South Pacific Convergence Zone) hacia el nordeste (Rasmusson and Carpenter, 1982). También se dan lluvias en las normalmente áridas costas de Perú, exceso de lluvias en Ecuador, aguas cálidas anómalas al norte y sur a lo largo de las costas de América del Norte y América del Sur, algunos estudios relacionan la actividad de ENSO con la variabilidad del nivel del mar a lo largo de la costa sudamericana (Cornejo-Rodriguez and Enfield, 1987)). También se ven afectadas la temperatura y las lluvias en otras áreas del mundo como por ejemplo Zimbabue, o Madagascar entre otras, siendo aún las razones o difíciles de explicar o desconocidas.

Durante la fase fría de ENSO, se intensifica el enfriamiento normal del Pacífico oriental, y la diferencia de presiones en superficie entre el Pacífico oriental y el Pacífico occidental llega a ser más intensa, y la circulación de Walker, en general. Consistente con esto, los vientos alisios se intensifican, también la inclinación de la termoclina y el afloramiento y, debido a que la termoclina está más cercana a la superficie, el agua aflorada está mas fría. Las regiones de aguas más cálidas en el Pacífico occidental se contraen hacia el oeste bajo la intrusión del agua fría del este y, con el agua cálida, la región de precipitación se repliega hacia el oeste sobre el continente marítimo. Son comunes en esta fase fría los excesos de lluvias en Indonesia y en Australia occidental, tal como ilustra la Figura 2.5.

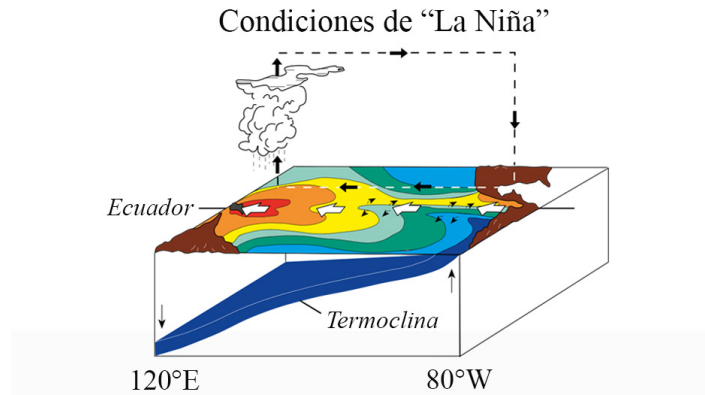


Figura 2.5: Esquema del estado del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical durante el pico de la fase fría de ENSO durante el invierno boreal. Adaptado del original en [http://www.pmel.noaa.gov/tao/el\\_nino/nino-home.html](http://www.pmel.noaa.gov/tao/el_nino/nino-home.html)

El patrón de correlaciones entre las anomalías de SST (desviaciones respecto a la normal) y el índice Niño3.4 para el invierno boreal en el periodo 1980-2012 se muestra en la Figura 2.6.

Se debe tener presente, sin embargo, que las diferencias en los impactos remotos entre la fases fría y la cálida no se debe sólo a las anomalías de las SST, sino mas bien la ubicación media de las regiones de precipitación persistente. En el evento cálido de ENSO, la región de precipitación persistente se extiende en el Pacífico central, mientras que durante la fase fría de ENSO se restringe al lejano Pacífico occidental.

La variabilidad interanual del océano Pacífico tropical está dominada por la señal de ENSO, con una escala temporal de entre 2 y 8 años (Barnett, 1991). El rango de este intervalo da cuenta de la irregularidad del fenómeno.

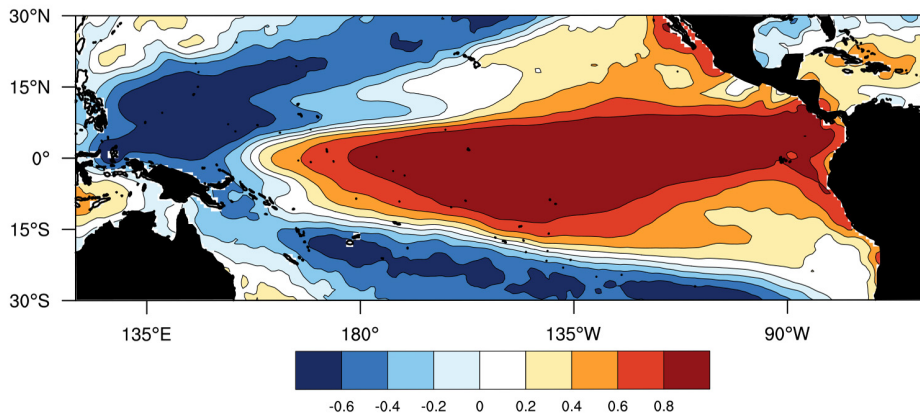


Figura 2.6: Patrón de correlación entre el índice Niño 3.4 y el campo de anomalías de SST durante el invierno boreal en el periodo 1980-2012.

Los mecanismos en que pueden detectarse una conexión océano-atmósfera capaz de favorecer el crecimiento de anomalías sobre su estado básico se concentran en el centro-este de la cuenca, donde la oscilación interanual de SST alcanza su mayor amplitud.

El criterio adoptado en este trabajo para la definir un evento EL Niño (La Niña) es aquel propuesto por Trenberth (1997), según el cual, para que éste ocurra la media corrida de cinco meses de las anomalías de SST en la región Niño3.4 deberá ser mayor (menor) a los 0.4 °C por 6 ó más meses consecutivos.

### 2.2.3. Modelos conceptuales de ENSO

La posibilidad de la predicción de las fases de ENSO radica en que su evolución es lenta. Las fases empiezan alrededor del verano, desarrollándose y alcanzado su máximo hacia el final del año y decayendo en la primavera del siguiente año. De esta manera, si se pudiera reconocer las características distintivas de las anomalías de las SST antes del verano, se podría hacer una predicción para el siguiente invierno.

Los mecanismos físicos en los que se fundamentan la mayoría de modelos que simulan y predicen ENSO, obedecen a las realimentaciones negativas retardadas de la atmósfera sobre las anomalías de SST en el Pacífico tropical (Suarez and Schopf (1988); Zebiak and Cane (1987)) y en el paradigma de carga-descarga propuesto por Jin (1997). También existen estudios que

sostienen la presencia de ambos mecanismos como los responsables de la generación de ENSO (Alvarez-García et al., 2006)

Se han desarrollado varios esquemas para predecir ENSO, muchos de los cuales tienen aproximadamente la misma habilidad predictiva. Estos esquemas son de tres tipos: los métodos estadísticos (que dependen de las relaciones determinadas empíricamente entre estados del futuro y del pasado), los métodos dinámicos (que usan modelos numéricos incorporando ecuaciones que describen leyes físicas para el océano, atmósfera y su interacción) y los métodos híbridos (modelos estadísticos añadidos a modelos dinámicos).

El primer modelo acoplado océano-atmósfera de ENSO (Zebiak and Cane, 1987) fué capaz de representar acertadamente las regiones de precipitación persistente sobre las aguas más cálidas, los vientos superficiales provenientes del oeste al oeste de las regiones de precipitación persistente, los procesos que cambian SST en la capa superficial del océano y los efectos de los vientos sobre la profundidad de la termoclina. Lo que el modelo no calculó, sino más bien especificó, fue el ciclo anual en el Pacífico y simplemente simuló las anomalías con respecto al ciclo anual. El modelo reprodujo una versión del fenómeno de ENSO muy parecida a la observada.

En las últimas dos décadas un gran número de modelos acoplados de océano-atmósfera se han propuesto para entender y predecir ENSO. Estos modelos van desde los más simples a los más complejos. Los primeros, usualmente involucran una o dos variables dependientes y describen la física básica de ENSO (por ejemplo los modelos del Oscilador Retardado y del Oscilador de Carga-Descarga). El siguiente nivel de estos modelos son los “modelos acoplados intermedios” (que involucran un modelo lineal estratificado del océano acoplado a un simple modelo lineal atmosférico). Un nivel más complejo de estos modelos son los “modelos dinámicos” (que consisten de un modelo de circulación general del océano acoplado a un modelo de circulación general atmosférico). Por último, también existen los “modelos acoplados híbridos” (un modelo dinámico del océano acoplado a un modelo atmosférico estadístico).

#### **2.2.3.1. El Oscilador Retardado**

La teoría del Oscilador Retardado fue propuesto por primera vez por Schopf (1987), Battisti (1988). un modelo acoplado océano-atmósfera más



complicado fue presentado por Suarez and Schopf (1988). Esta teoría sitúa la memoria del sistema en la dinámica oceánica y en el ajuste más lento de la región extraecuatorial a las anomalías en los vientos. El esquema de la Figura 2.4 resume el proceso: durante una fase fría en el Pacífico oriental, debido a las anomalías en los vientos del centro de la cuenca se generan ondas de Rossby que inducen afloramiento (subsistencia) fuera del ecuador. Alcanzan el margen del océano unos meses más tarde y allí son reflejadas como ondas de Kelvin que acaban por elevar (hundir) la termoclina en el este del ecuador contrarestando el efecto de las ondas de Kelvin directamente excitadas por los vientos anómalos del Pacífico central, lo que propicia la aparición en la subsuperficie de anomalías térmicas negativas (positivas) que invierten finalmente la situación al aflorar a la superficie. La Figura 2.7 muestra el esquema del modelo conceptual del Oscilador Retardado,

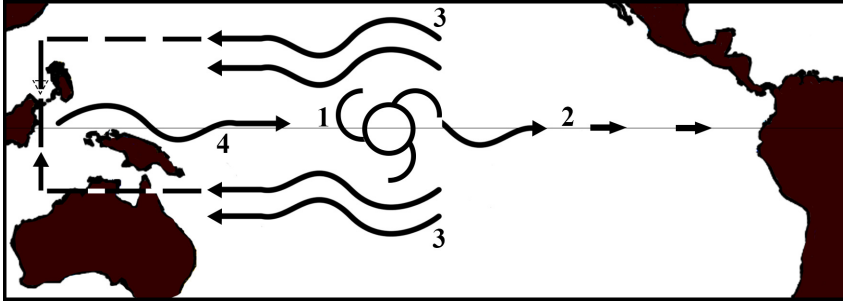


Figura 2.7: *Diagrama esquemático del modelo conceptual del Oscilador Retardado. (1) vientos anómalos en el centro del Pacífico ecuatorial; (2) ondas de Kelvin excitadas por 1; (3) ondas de Rossby excitadas por 1; (4) ondas de Kelvin (opuestas a 2) originadas por reflexión de 3. Adaptado de Tziperman (2001).*

La Física del Oscilador Retardado puede resumirse en una sola ecuación diferencial:

$$\frac{dx}{dt} = ax(t) - bx(t - \Delta) \quad (2.1)$$

donde,  $x(t)$  representa un índice de SST anómala en el Pacífico ecuatorial este. El primer término del segundo miembro de la ecuación contiene los mecanismos de realimentación positiva entre vientos zonales y las SST, habiendo asumido que existe una relación lineal entre las anomalías en los vientos zonales en el centro del Pacífico ecuatorial y  $x$ , y los mismos vientos y la anomalía de profundidad de la termoclina en el este.

El segundo término proporciona la realimentación negativa precisada

para que el sistema pueda oscilar, originada, como se ha mencionado, por la reflexión de ondas Rossby excitadas anteriormente en la frontera oeste, en forma de ondas Kelvin. El tiempo  $\Delta$  es así la suma del que tardan estas últimas ondas en alcanzar la frontera occidental del océano y del que requiere el viaje de la onda Kelvin hasta la oriental (Clarke, 2008).

Una manera de que la irregularidad de ENSO pueda emerger es introduciendo un término aleatorio que representa el forzamiento del viento. Por simplicidad, se puede introducir tal irregularidad en el modelo añadiendo una término de ruido blanco  $\varepsilon(t)$  en el miembro derecho de la ecuación 2.1, de modo que se convierte en:

$$\frac{dx}{dt} = ax(t) - bx(t - \Delta) + \varepsilon(t) \quad (2.2)$$

Para el caso real, esto es, cuando  $\Delta$  depende de  $x$ , el modelo  $x(t)$  es irregular tanto en amplitud como en periodo, pero con una periodicidad interanual dominante.

Sin embargo, en este modelo se han encontrado algunas discrepancias, como por ejemplo el tiempo que toma a las ondas Rossby en viajar de este a oeste para luego regresar como ondas Kelvin de oeste a este a lo largo del Pacífico ecuatorial es aproximadamente de 12 meses, mientras que el tiempo típico entre El Niño y la Niña es de 12 a 24 meses.

### 2.2.3.2. El Oscilador de Carga-Descarga

La teoría del “Oscilador de Carga-Descarga” emergió a finales de los años 90 en parte para resolver discrepancias del modelo del Oscilador Retardado. El Oscilador Carga-Descarga considera un ajuste rápido que tiene lugar en el Pacífico ecuatorial, por lo que la propagación de las ondas ecuatoriales no se considera relevante. A lo largo de la línea ecuatorial, los vientos alisios que soplan de este a oeste inducen un transporte de aguas superficiales tanto en la misma dirección zonal (este-oeste), como en la dirección meridional (norte-sur) debido a la rotación de la tierra y a la fuerza de Coriolis asociada. Este transporte meridional (conocido como “transporte de Sverdrup”) es el responsable del proceso de recarga-descarga que consiste en reponer/evacuar las aguas de la capa superior del Pacífico ecuatorial, aumentando disminuyendo la profundidad de la termoclina.

La teoría del mecanismo del Oscilador de Carga-Descarga fue presen-

tada por Jin (1997). Esta se basa en cuatro ecuaciones que utilizan como variables: la anomalía de la profundidad de la termoclina del Pacífico occidental  $h_W$ , la anomalía de la profundidad de la termoclina del Pacífico oriental  $h_E$ , la anomalía de esfuerzo de viento zonal del Pacífico central  $\tau$  y la anomalía de SST del Pacífico oriental  $T_E$ . Siendo dos de las ecuaciones de pronóstico y las otras dos ecuaciones de diagnóstico,

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt}h_W &= -r(h_W + \alpha\tau) \\ \frac{d}{dt}T_E &= -\epsilon_1(T_E - \gamma h_E) \\ \tau &= bT_E \\ h_E &= h_W + \tau\end{aligned}\tag{2.3}$$

donde las unidades se escogen de tal manera que el coeficiente de  $\tau$  en la última ecuación es igual a uno. En esta versión, la primera ecuación describe la respuesta colectiva del Pacífico occidental a los cambios del esfuerzo de viento (a través de las ondas Kelvin, ondas Rossby y la reflexión en la frontera occidental). La última ecuación manifiesta que la profundidad de la termoclina oriental reacciona casi instantaneamente al esfuerzo de viento.

Una versión similar a la de Jin (1997) realizada por Clarke et al. (2007), enfatiza el rol primordial del calor ecuatorial almacenado, pero resalta las anomalías de esfuerzo de viento en la parte central en lugar de las anomalías de SST en la parte ecuatorial oriental del Pacífico.

Este último modelo se enfoca sobre los 5°S - 5°N de la línea ecuatorial del Pacífico. Asume la aproximación de que el modelo solamente tenga dos variables ecuatoriales centrales:  $T_{cen}$ , la anomalía de SST promediada sobre la región 5°S - 5°N, 170°W - 150°W, y  $D_{cen}$ , la anomalía de la isoterma de profundidad de 20°C promediada sobre la misma región.

De esta manera, el modelo acoplado consiste de dos partes, en la primera es la atmósfera quien excita al océano y en la segunda que la dinámica y la termodinámica del océano cambian la SST con lo cual esta variable excita a la atmósfera. El mecanismo básico de oscilación queda descrito por el siguiente sistema lineal acoplado:

$$\frac{\partial D_{cen}}{\partial t} = -\mu T_{cen}\tag{2.4}$$

$$\frac{\partial T_{cen}}{\partial t} = \nu D_{cen}\tag{2.5}$$

donde  $\mu$  y  $\nu$  son constantes positivas.

La física de la oscilación se resume en la Figura 2.8. La descripción empieza en el pico de un evento El Niño, Figura 2.8a. La  $T_{cen}$  es positiva máxima, hay una intensa convección atmosférica ecuatorial anómala y las anomalías de viento con valores máximos se dirigen al este. Las anomalías de viento causan una doble respuesta oceánica. Una parte de esta respuesta consiste en un declive de la termoclina en fase con los vientos provenientes del oeste así como el esfuerzo de viento que conduce a un balance casi regular con el gradiente de presión zonal. Mientras este declive afecta la profundidad de la termoclina en la parte oriental y occidental del Pacífico ecuatorial, el desplazamiento en el Pacífico ecuatorial central es aproximadamente nulo.

La segunda parte de la respuesta es debido al esfuerzo de viento anómalo el cual causa un transporte meridional hacia el polo del agua cálida. Después de un cuarto de periodo (Figura 2.8b), el agua cálida ha sido descargada desde el ecuador y la termoclina es anómalamente superficial. Una termoclina elevada implica agua mas fría cercana a la superficie y un flujo de calor negativo anómalo a través de la base de la capa de mezcla, de modo que  $T_{cen}$  decrece. También resulta en una corriente ecuatorial dirigida hacia el oeste la cual trasporta agua fría desde el Pacífico ecuatorial oriental, de nuevo resultando en una  $T_{cen}$  que decrece. Eventualmente un cuarto de periodo más tarde (Figura 2.8c)  $T_{cen}$  ha alcanzado su extremo negativo y el modelo exhibe las condiciones de La Niña con una menor profundidad de convección atmosférica que lo normal, una inclinación de la termoclina anómala y una anomalía de contenido de calor ecuatorial nulo. A su vez, las anomalías de viento ecuatorial desde el este provocan un transporte de agua en el ecuador, de modo que un cuarto de periodo más tarde (Figura 2.8c) el volumen de agua cálida sobre el ecuador está en su valor máximo. Esto da como resultado un anomalía positiva de flujo de calor en la base de la capa de mezcla y corrientes anómalas se dirigen hacia el este, causando el retorno de las condiciones de EL Niño un cuarto de periodo más tarde (Clarke, 2008).

#### 2.2.4. Variabilidad decadal y teleconexiones

La variabilidad decadal en el Pacífico tropical, ha sido relacionado con la influencia que en esas escalas de tiempo pueden ejercer las regiones extratropicales sobre los trópicos. La teoría que relaciona los trópicos y extratrópicos conocida como el *punte atmosférico* propuesto por Barnett et al. (1999)

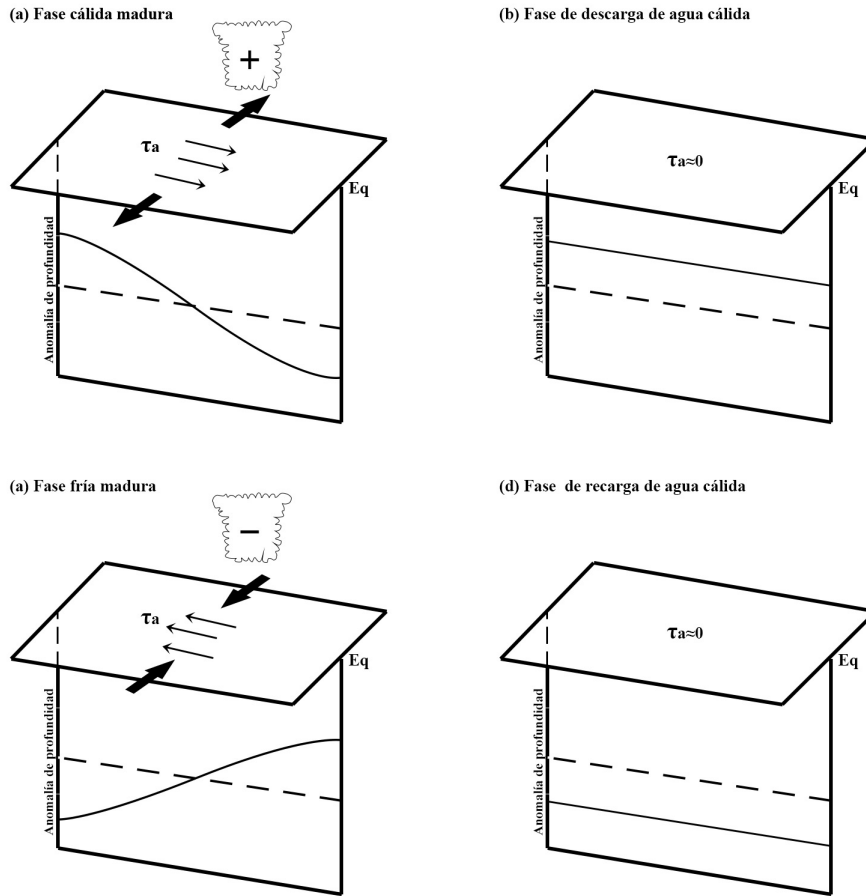


Figura 2.8: Esquema idealizado de las fases de desarrollo del modelo conceptual del Oscilador de Carga-Descarga. Las líneas discontinuas y las continuas denotan el cero de la anomalía en profundidad de la termoclina y la anomalía vigente en profundidad de la termoclina, respectivamente. Los calentamientos y enfriamientos anómalos de la atmósfera que ocurren en el Pacífico central-occidental a través de la profundidad de la convección atmosférica se representan por los símbolos de nubes, los símbolos (+) y (-) indican anomalías positivas y negativas. Las flechas delgadas sobre la superficie indican las anomalías de viento ecuatorial zonal con esfuerzo  $\tau_a$ . Las flechas gruesas indican el transporte meridional producido en el océano. Adaptado de Clarke et al. (2008).

considera anomalías decadales de viento de origen extratropical, inscritas en las variaciones asociadas a la Oscilación Decadal del Pacífico (PDO, Pacific Decadal Oscillation), pueden extenderse hasta alcanzar los trópicos, con el consiguiente impacto en las condiciones del estado básico del sistema acoplado océano-atmósfera tropical.

Por otra parte, el mecanismo conocido como el *túnel oceánico* propuesto por Gu and Philander (1997) sostiene que la célula subtropical del Pacífico norte puede transportar en subsuperficie anomalías térmicas de origen extratropical hacia los trópicos. Posteriormente Kleeman and Moore (1999) modifican este mecanismo vinculando a variaciones en el transporte superficial, en lugar de subsuperficial, de esta circulación como responsables de la teleconexión.

Una explicación de la variabilidad decadal del Pacífico confinado a la región tropical, fue presentado por Knutson and Manabe (1998), en la que se habla de un modo decadal tropical con una física muy similar a la del oscilador retardado propuesto para ENSO. Kirtman and Schopf (1998) muestran una estructura meridional más extensa que explica una escala de tiempo más larga. Otra propuesta relativa a la modulación decadal de ENSO es la de Timmermann et al. (2003), que sugiere la intervención de un mecanismo no lineal que implica la interacción entre escalas de tiempo distintas para dar lugar al comportamiento explosivo de algunos episodios de ENSO y a la modulación de amplitud en el fenómeno.

Algunos estudios han detectado cambios en las teleconexiones de ENSO, así Gershunov and Barnett (1998) lo ha relacionado con la variabilidad interdecadal de la atmósfera de las latitudes medias. Otros lo han relacionado con el calentamiento global (Diaz et al. (2001); Meehl et al. (2006); Mueller and Roeckner (2006); Sterl et al. (2007))

### 2.2.5. Variabilidad Interanual del Atlántico tropical

En el Atlántico tropical aparecen episodios cálidos y fríos, se dan en el Golfo de Guinea. Los calentamientos se producen cada 2-4 años, una escala más reducida que la de ENSO, que se explica por el reducido tamaño del Atlántico (comparado con el Pacífico). El máximo de las anomalías aparece en verano mientras que en el caso de ENSO lo hace en el otoño tardío-invierno. Zebiak (1993) demostró que estos calentamientos corresponden a un modo propio de variabilidad del sistema acoplado océano-atmósfera en el

Atlántico tropical. El modo es semejante a ENSO pero más amortiguado, de forma que para se produzca una oscilación observable tiene que ser excitado. Este modo tiene gran influencia en la precipitación por ejemplo de la región de Sahel y en la precipitación de Angola.

La variabilidad interanual del Atlántico tropical se caracteriza por el Índice del Atlántico Sur Tropical (TSA ) que es un indicador de la temperatura de superficial de mar en el Golfo de Guinea. Se calcula como el promedio de las anomalías de la SST en la región  $30^{\circ}\text{W} - 10^{\circ}\text{E}$ ,  $20^{\circ}\text{S} - 0^{\circ}$ . La Figura 2.9 muestra el patrón de correlación entre el índice TSA y el campo de anomalías estacionales SST en verano para el periodo de estudio. Se puede observar un marcado dipolo de temperaturas, existiendo un calentamiento debajo de la línea ecuatorial entre las dos partes continentales y un enfriamiento en la parte sur occidental cercana a América del Sur.

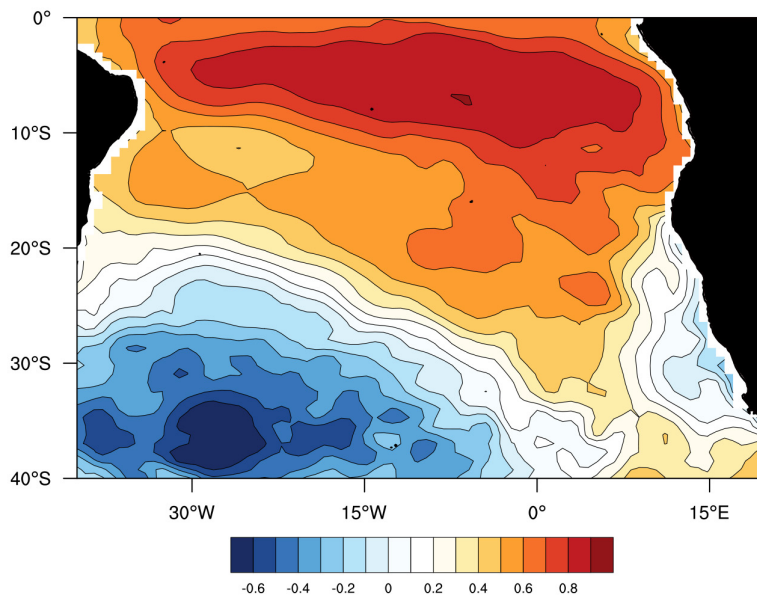


Figura 2.9: *Patrón de correlaciones entre el índice TSA y el campo de anomalías estacionales de SST en el verano en el periodo 1980-2012 .*

### 2.2.6. Variabilidad Interanual del Índico tropical

La variabilidad interanual del océano Índico tropical se caracteriza por el modo dipolar del océano Índico (IOD) considerado como una anomalía climática equivalente a la del Pacífico. Es un fenómeno de acoplamiento entre océano-atmósfera en el Océano Índico ecuatorial que modula la circulación atmosférica Indo-Pacífico así como los vientos sobre el Pacífico ecuatorial. La fase positiva se caracteriza por un enfriamiento del agua de la superficie del mar en el sudeste del océano Índico ecuatorial y calentamiento en el oeste del mismo, como se indica en la Figura 2.10. Esto provoca grandes precipitaciones sobre el este de África y severas sequías sobre la región de Indonesia.

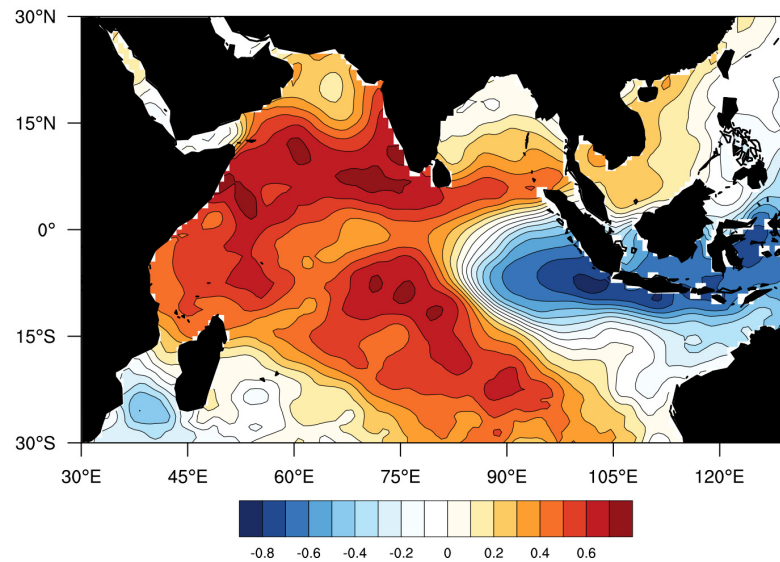


Figura 2.10: Patrón de correlaciones entre el índice IOD y el campo de anomalías estacionales de SST (fase positiva) durante la estación de otoño en el periodo 1980-2010.

Por otro lado la fase negativa presenta aguas más cálidas en el Índico ecuatorial sudeste y aguas más frías en el oeste. La intensidad del IOD es representada a través de un índice, que se define como la diferencia de anomalías de temperatura de superficie de mar entre el oeste (50°E-70°E y 10°S-10°N) y el este (90°E-110°E y 10°S-0) del océano Índico ecuatorial. Cuando la diferencia es positiva (negativa) se refiere a fase positiva (negati-



va) de IOD. Este índice alcanza su máximo valor entre los meses septiembre y noviembre.

Estudios realizados para Sudamérica y el hemisferio sur, vinculan esta oscilación con la precipitación en dicha región. Cuando el IOD tiene una fase positiva, en Sudamérica se registran mayores precipitaciones en la cuenca de la Plata y menores precipitaciones en la región del centro de Brasil (Chang et al., 2007).

## **2.3. Modos de variabilidad extratropical en el hemisferio norte**

### **2.3.1. El Patrón del Pacífico y América del Norte (PNA)**

El Patrón del Pacífico de Norte América (PNA) es un prominente modo de variabilidad atmosférica sobre el Pacífico Norte y sobre tierra de Norteamérica. Este fenómeno ejerce una influencia notable sobre la variabilidad de la temperatura y la precipitación en estas regiones. El patrón de la PNA está relacionado a los eventos de ENSO en el Pacífico tropical y también sirve como un puente de vínculo entre la variabilidad de ENSO y la Oscilación del Atlántico Norte (NAO) (Li and Lau, 2012). Los registros de datos indican una significativa tendencia positiva en el índice de la PNA en el periodo invernal en los últimos 60 años.

Este patrón es uno de los más influyentes que se presentan en las latitudes medias del hemisferio Norte. Presenta anomalías en los campos de altura geopotencial\*\* (típicamente a los 700 y 500 hPa) observadas en el norte del Pacífico, así como en el oeste y este de EE.UU. Wallace and Gutzler (1981).

En las Figuras 2.11 y 2.12 se presentan para la estación de invierno y verano del periodo de estudio, respectivamente, el patrón de correlación entre el índice PNA y el campo de presiones. En ellas se pueden apreciar la gran influencia dipolar que tiene sobre la parte continental de los Estados Unidos. Wallace and Gutzler (1981) definieron este índice como:  $PNA = 0,25*[Z(20^{\circ}N, 160^{\circ}O) - Z(45^{\circ}N, 165^{\circ}O) + Z(55^{\circ}N, 115^{\circ}O) - Z(30^{\circ}N, 85^{\circ}O)]$  donde Z son los valores estandarizados de la altura geopotencial de 500 hPa.

---

\*\* La altura geopotencial es la distancia vertical medida desde el nivel medio del mar hasta un cierto nivel isobárico, como por ejemplo los niveles de 700, 500, 300 hPa.

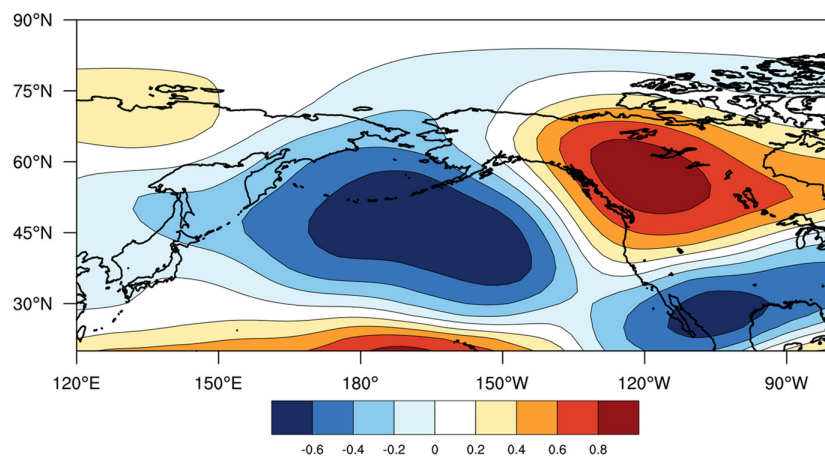


Figura 2.11: Patrón de correlación entre el índice PNA y el campo de anomalías estacionales estandarizadas de la altura geopotencial de 500 hPa en el invierno en el periodo 1980-2012.

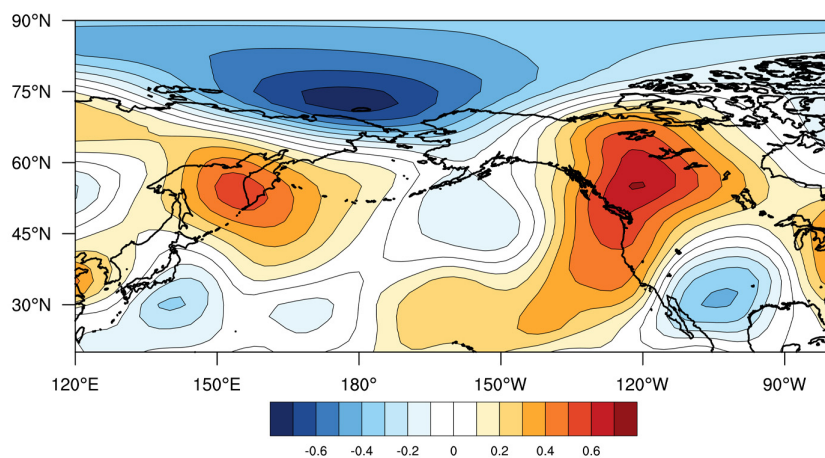


Figura 2.12: Patrón de correlación entre el índice PNA y el campo de anomalías estacionales estandarizadas de la altura geopotencial de 500 hPa en el verano en el periodo 1980-2012.

Fase positiva: La altura geopotencial sobre el oeste de EE.UU. se encuentra por encima de lo normal en tanto que sobre el este, está por debajo

de ese valor, lo que produce una elevación sobre el oeste y una profunda depresión sobre el este. El resultado neto de este patrón es que el aire frío que se encuentra en Canadá es desplazado hacia el suroeste, lo que resulta en temperaturas por debajo de lo normal sobre el este de EE.UU y por encima de ese valor sobre el oeste.

Fase negativa: Se caracteriza porque la altura geopotencial sobre el oeste de EE.UU está por debajo de la normal y por lo tanto, por encima de lo normal sobre el este de ese país. Como resultado las temperaturas promedio en el oeste están debajo de lo normal y por encima en el este de EE.UU.

### **2.3.2. La Oscilación del Atlántico Norte (NAO)**

La Oscilación del Atlántico Norte (NAO) es un modo natural de variabilidad de la atmósfera y está asociada con cambios en la intensidad y dirección de los vientos del oeste en superficie y caracteriza una oscilación meridional relacionada con la intensidad de los centros de presión de Islandia y Azores (van Loon and Rogers, 1978). La NAO es un modo dipolar de variabilidad climática dominante en la cuenca Noratlántica, afecta a la temperatura y a la precipitación de prácticamente toda Europa, noreste de África, Groenlandia y costa este de los Estados Unidos. La NAO tiene lugar tanto en verano como en el invierno boreal con diferentes características físicas (Sun et al. (2008); Folland et al. (2009)).

Debido a que el fenómeno posee un carácter marcadamente regional, se puede utilizar un índice que permita identificar las fases de la oscilación. De entre las diversas formas de definirlo, uno de los índices más considerados es aquel definido por Jones et al. (1997), como la diferencia de presiones entre Gibraltar y el Sur-Oeste de Islandia.

Todos los cambios atmosféricos generados por la NAO son responsables de un gran número de efectos e impactos socio-económicos en la cuenca noratlántica. Así, durante la fase positiva de la NAO, aumenta la altura de las olas en el Mar del Norte afectando a los pozos extractores de petróleo, aumenta el abastecimiento de agua en las centrales hidroeléctricas en Noruega, aumenta la velocidad de crecimiento de las plantas en Escandinavia, aumentan la precipitación y escorrentía en el centro de Estados Unidos y aumenta los periodos de oleaje en la costa Cantábrica. Durante la fase negativa de la NAO, el calentamiento de las aguas en la zona del Golfo aumenta el riesgo de huracanes, en el Atlántico Norte las condiciones para la cría del

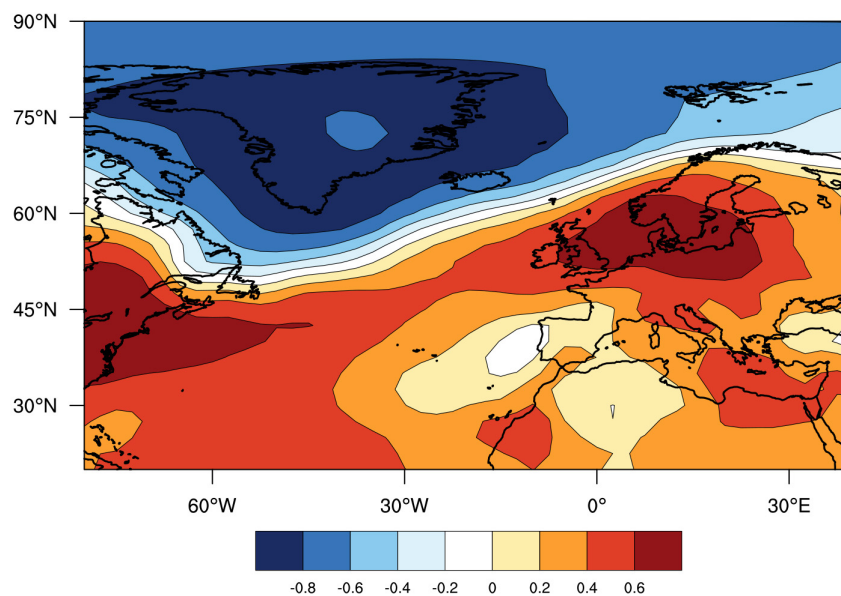


Figura 2.13: Patrón de correlación entre el índice de la NAO y el campo de anomalías estacionales de SLP para el invierno en el periodo 1980-2012.

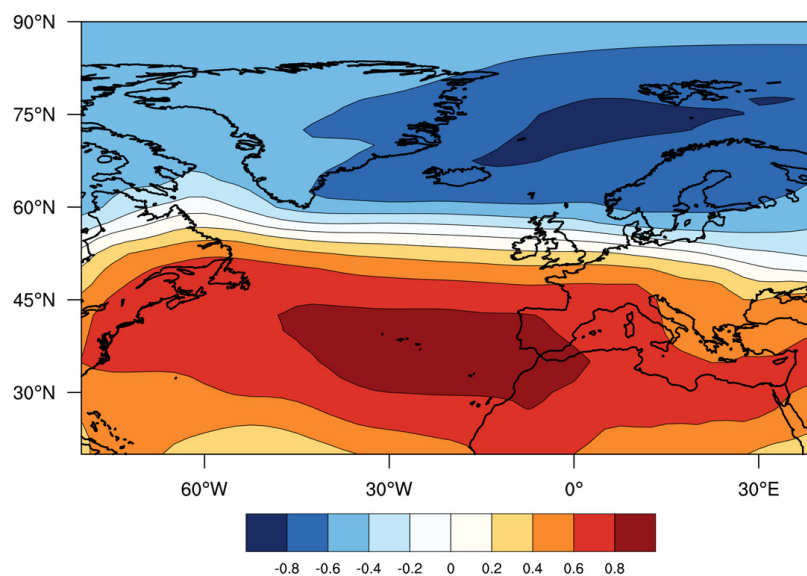


Figura 2.14: Patrón de correlación entre el índice de la NAO y el campo de anomalías estacionales de SLP durante la estación de verano en el periodo 1980-2012.

bacalao mejoran, se favorecen las cosechas de olivos y viñedos en España y Portugal y aumenta la precipitación en las cuencas del Tigris y el Éufrates. Las Figuras 2.13 y 2.14, muestran los patrones de correlación del campo SLP con el Índice de la NAO para invierno y verano, respectivamente.

### **2.3.3. El Modo Anular del Norte (NAM)**

El Modo Anular del Norte (NAM) también conocido como Oscilación Ártica (AO, Artic Oscillation), es el patrón dominante de las variaciones no estacionales de la presión atmosférica al nivel del mar al norte del paralelo 20°N. (Thompson and Wallace, 1998). El NAM se caracteriza por la presencia de anomalías (ya sean positivas o negativas) en el Ártico, y anomalías de magnitud opuesta cerca de los paralelos 37°- 45°N. La Oscilación del Atlántico Norte (NAO) tiene una relación estrecha con el NAM y hay una gran discusión acerca de cuál índice representa mejor la dinámica atmosférica. Este índice es obtenido a partir del primer factor resultante de un análisis de Funciones Empíricas Ortogonales (EOF, Empirical Orthogonal Fuction) (Lorenz, 1956).

Los patrones dominantes se calculan a partir de las anomalías mensuales calculadas para todo el año, pero dado que la variabilidad es mayor durante la temporada fría, los patrones capturan, en primera instancia, las características de ese periodo. Los índices diarios y mensuales se construyen proyectando las anomalías de las altitudes diarias y mensuales de las capas de 700 hPa o 1000 hPa en las funciones empíricas ortogonales más importantes. La Figura 2.15 muestra la primera EOF mostrada como mapa de regresión de la altura geopotencial de 1000 hPa.

La extensión que el aire del Ártico llega a cubrir en las latitudes medias está relacionada con esta oscilación; así, cuando el índice NAM es positivo, la presión superficial en la región polar es baja y la corriente de chorro que se presenta sobre las latitudes medias es fuerte y fluye de manera consistente de oeste a este, manteniendo el aire frío del Ártico confinado en la región polar. Por el contrario, cuando el índice es negativo, la presión atmosférica en el polo tiende a elevarse, los vientos zonales son más débiles y el frío aire polar se dirige hacia las latitudes medias, particularmente hacia el este de Norteamérica y Europa.

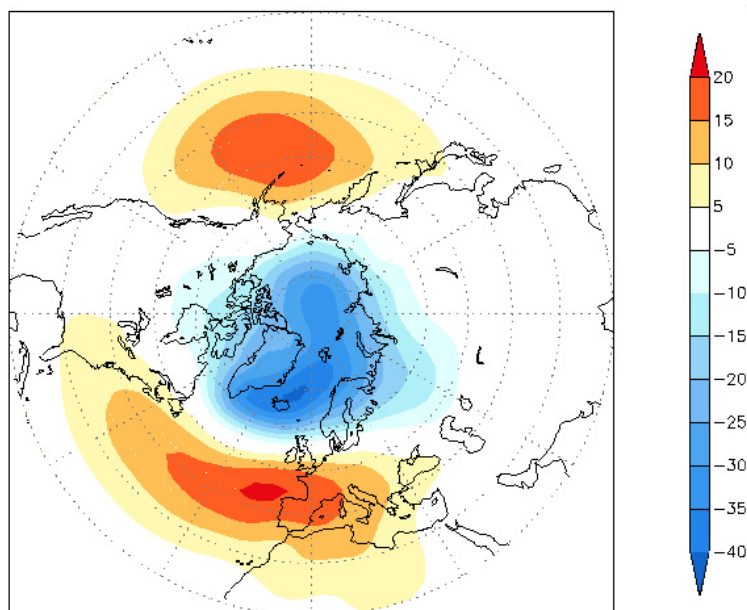


Figura 2.15: Patrón del NAM caracterizado por la primera EOF mensual de la altura geopotencial de 1000 hPa, durante el periodo 1979-2000. Tomada de [www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink](http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink)

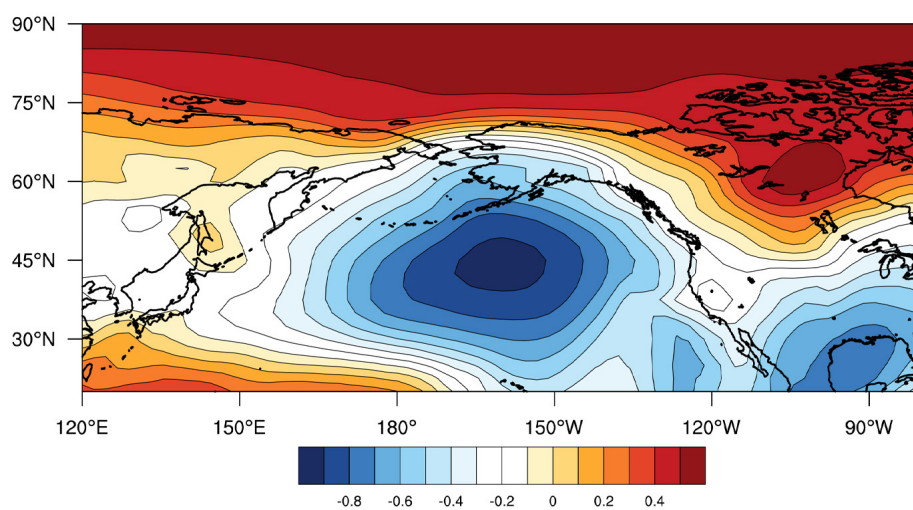


Figura 2.16: Patrón de correlación entre el índice de la WAVE3N y el campo de anomalías estacionales de SLP para el invierno en el periodo 1980-2012.

### **2.3.4. El Modo WAVE3N**

El modo de variabilidad extratropical del norte que toma en cuenta la actuación de vientos es la denominada WAVE3N definida por Yuan and Li (2008), y que es obtenida como la primera componente principal del campo global de las anomalías de la componente meridional de viento hacia el norte de 20°N.

En la Figura 2.16 se representa el patrón de correlación entre el campo SLP y el índice WAVE3N para el invierno en el periodo 1980-2012.

## **2.4. Modos de variabilidad extratropical en el hemisferio sur**

### **2.4.1. El Patrón del Pacífico y América del Sur (PSA)**

El Patrón del Pacífico y América del Sur (PSA) es una teleconexión desde los trópicos hacia los extratropicos del hemisferio sur a través de los trenes de ondas Rossby que son generados por los cambios en la convección tropical (Yuan and Li, 2008). Varios estudios (Kiladis and Mo (1998); Garreaud and Battisti (1999)) atribuyen a las ondas Rossby la propagación de la señal de ENSO hacia las latitudes altas del Pacífico sur. Por consiguiente, en una escala de tiempo interanual, el patrón de PSA está asociado con la variabilidad de ENSO, creando altos(bajos) centros de presión anómalos en el mar Amundsen en respuesta a los eventos cálidos (fríos) de ENSO, respectivamente. Los centros de presión anómalos consecuentemente generan anomalías de temperatura-hielo al este del mar de Ross y en el giro de Weddell simultaneamente, a través de procesos dinámicos y termodinámicos (Kwok and Comiso, 2002).

Este modo es considerado el dominante de la variabilidad climática de la región polar y subpolar del Pacífico sur. Este patrón induce anomalías de circulación atmosférica sobre Sudamérica, afectando la precipitación extrema (Drumond and Ambrizzi (2008); Castro Cunningham and de Albuquerque Cavalcanti (2006) ; Vasconcellos and Cavalcanti (2010)). La figura 2.17 muestra el mapa de correlación del índice PSA y las anomalías de la altura geopotencial de 500 hPa para el periodo de estudio.

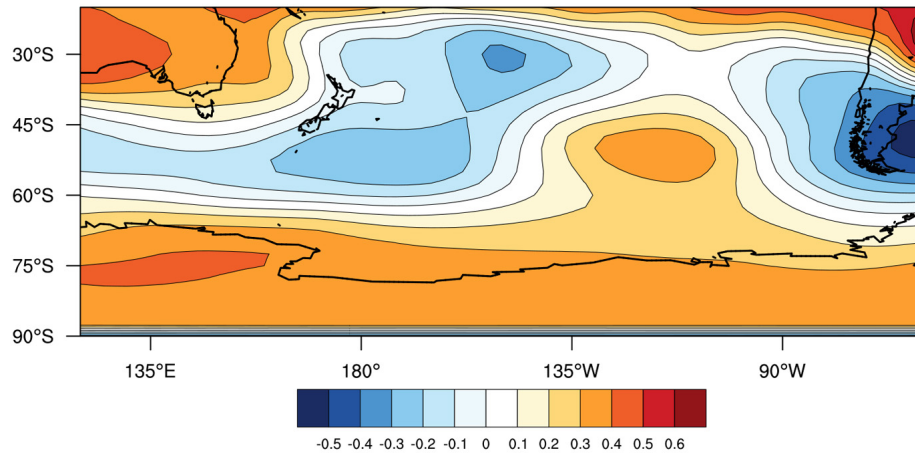


Figura 2.17: Patrón de correlación entre el índice PSA y el campo de anomalías estacionales estandarizadas de la altura geopotencial de 500 hPa, durante la estación de invierno en el periodo 1980-2012.

#### 2.4.2. El Modo Anular del Sur (SAM)

El Modo Anular del Sur (SAM), conocido también como Oscilación Antártica (AAO, Antarctic Oscillation) es un modo de variabilidad atmosférica de baja frecuencia del hemisferio sur. Es el modo que indica la variabilidad climática en los extratropicos del hemisferio sur, describiendo las fluctuaciones en la posición latitudinal y fuerza de la contracorriente en las latitudes medias del chorro del oeste. La variabilidad del SAM tiene una gran influencia sobre el clima de la Antártida, Oceanía, el sur de América del Sur y África del Sur, y tiene una máxima variabilidad con un periodo de 10 días, también explica el 50 % de la varianza mensual de SLP sobre la Antártida (Thompson and Wallace, 2000). La Figura 2.18 muestra su patrón caracterizado por la primera EOF mensual de la altura geopotencial de 700 hPa durante el periodo 1979-2000.

El mecanismo físico del SAM está bien entendido, y bien representado en los modelos climáticos, aunque los detalles de las características espaciales y temporales varían entre los modelos Raphael and Holland (2006). En décadas pasadas recientes el índice del SAM ha exhibido una tendencia



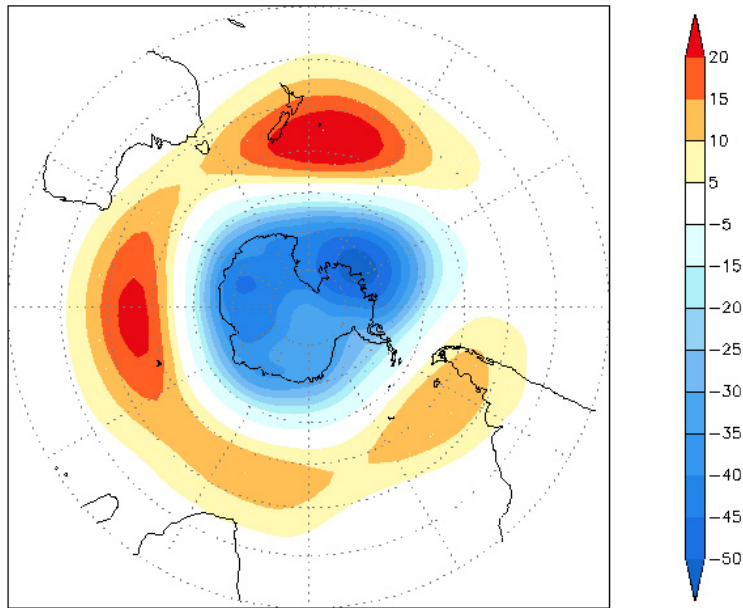


Figura 2.18: Patrón del SAM caracterizada por la primera EOF mensual de la altura geopotencial de 700 hPa durante el periodo 1979-2000. Tomada de [www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink](http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink)

positiva durante el verano y otoño austral, un cambio atribuido a la deflexión del ozono y en menor medida por el incremento del efecto invernadero Jones et al. (2009).

### 2.4.3. El Modo WAVE 3

El modo de variabilidad extratropical del sur que toma en cuenta la actuación de vientos es el denominado WAVE3 definido por Yuan and Li (2008), y que se obtiene en forma análoga a su homólogo del norte, esto es, como la primera componente principal del campo global de las anomalías de la componente meridional de viento hacia el sur de 20°S. Este patrón es cuasi-estacionario en las latitudes medias del sur y se considera un predominante modo de invierno en los campos de presión y viento.

La distribución de tierra y océano en las latitudes medias parece crear y mantener este patrón y se lo considera positivamente acoplado con la

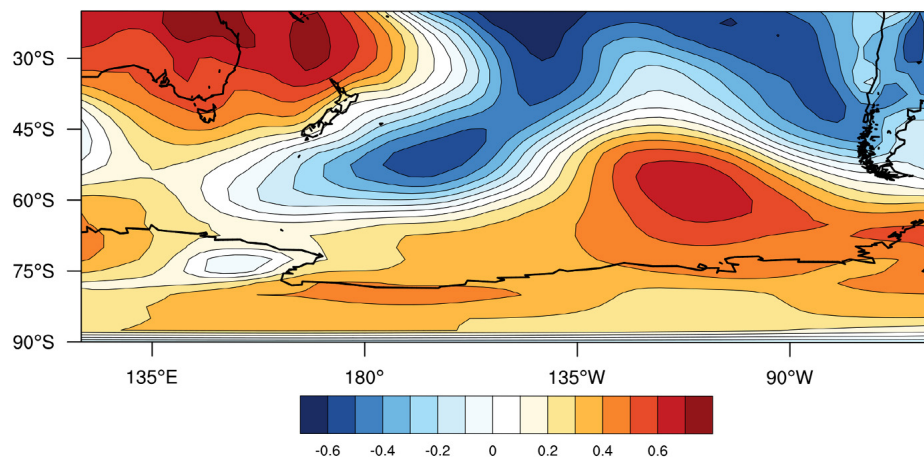


Figura 2.19: Patrón de correlación entre el índice de la WAVE3 y el campo de anomalías estacionales de SLP en el invierno en el periodo 1980-2012.

distribución del borde de hielo, promoviendo su máxima propagación hacia el este. En la Figura 2.19 se representa el patrón de correlación entre el campo SLP y el índice WAVE3 para el invierno en el periodo 1980-2012.

## Capítulo 3

# Descripción de las variables

En esta investigación se utilizan una serie de modelos estadísticos en los que se introducen variables empíricas que caracterizan el estado de ENSO y de otros modos de variabilidad. En muchos casos estas variables son índices climáticos que representan la variabilidad de una región determinada, y se obtienen directamente a partir de observaciones. En otros casos, los índices se obtienen a partir de análisis estadísticos de campos de observaciones reanalizadas. En el Apéndice A, se realiza una descripción detallada de los campos empleados. A continuación se describen las variables utilizadas en los modelos.

### 3.1. Índices obtenidos a partir de observaciones

En esta investigación, la variable predictanda corresponde al estado de ENSO que es representado por el Índice Niño3.4 ó por el Niño1+2, ó por el Niño4 (Trenberth (1997) ; Rasmusson and Wallace (1983)). Estos índices se obtienen como promedio de anomalías mensuales de SST en las regiones representadas en la Figura 3.1. El análisis se enfoca en el periodo comprendido entre los años 1980-2012 (33 años) debido a que sólo partir de este año se cuenta con la incorporación de la información de satélites.

#### 3.1.1. Índice Niño3.4

La serie temporal del Índice Niño3.4 entre enero de 1980 y diciembre de 2012 se la representa en la Figura 3.2. En ella se aprecia que, en general,

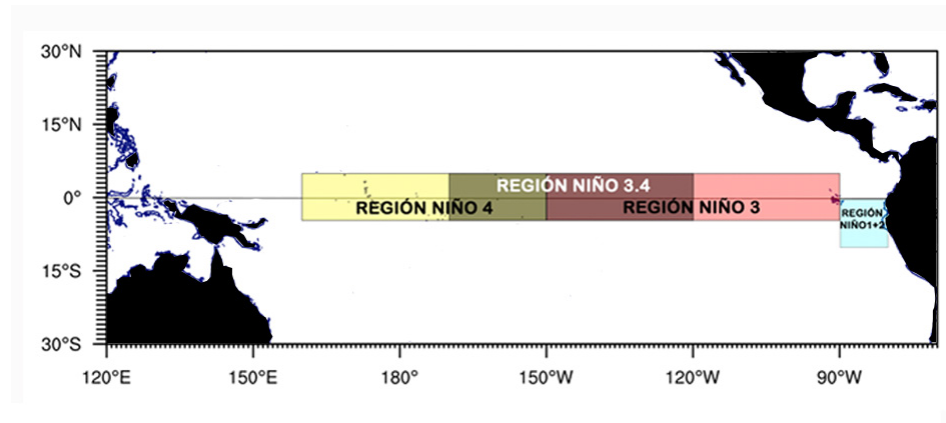


Figura 3.1: Esquema de las regiones El Niño1+2, El Niño3, El Niño 4 y El Niño3.4 en el Pacífico ecuatorial.

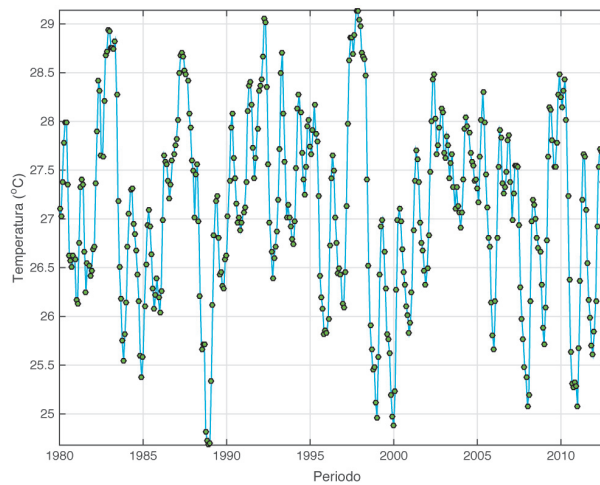


Figura 3.2: Serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012.

hay una tendencia a una evolución lenta lo que puede ser verificado en el correlograma de la serie temporal representado en la Figura 3.3, en el cual se encuentran correlaciones significativas hasta con 7 meses de retraso. Nuevamente con un año de retraso se registran correlaciones significativas, lo que evidencia una dependencia anual. También existe un pico de correlaciones negativas significativas entre los 19 y 21 meses de retraso.

En la Tabla 3.1 se indican los principales parámetros estadísticos correspondientes a la serie temporal del Índice Niño3.4 calculados para el periodo

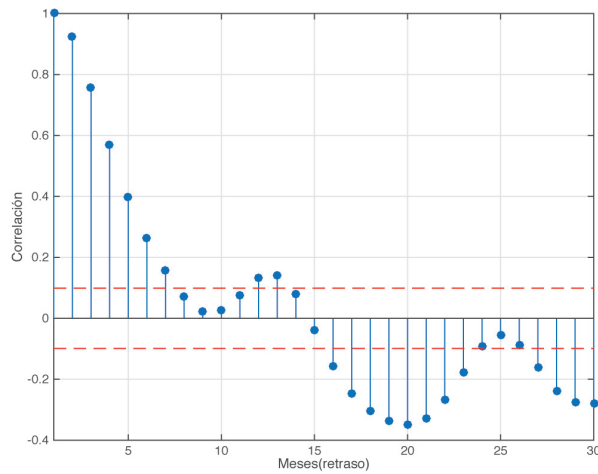


Figura 3.3: Correlograma de la serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012. Las líneas rojas se corresponden con el umbral de significancia estadística al nivel del 95 % para un proceso gaussiano de ruido blanco.

Índice Niño3.4	
Mínimo	24.68 °C
Primer Cuartil	26.43 °C
Mediana	27.15 °C
Tercer Cuartil	27.75 °C
Máximo	29.14 °C
Media	27.10 °C

Tabla 3.1: Estadísticos de serie temporal del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012

de estudio.

En la Figura 3.4 se presentan el ciclo anual (nuevamente, calculado como los valores medios mensuales) junto con la desviación estándar. El ciclo anual alcanza un máximo en el mes de junio y un mínimo en enero. Por su parte, la desviación estándar es más elevada en los meses de noviembre a enero.

Por otro lado, en la Figura 3.5 se presenta la serie temporal de las anomalías mensuales del Índice Niño3.4, la cual constituye la forma usual de presentar este Índice. Las anomalías se obtienen como desviaciones respec-

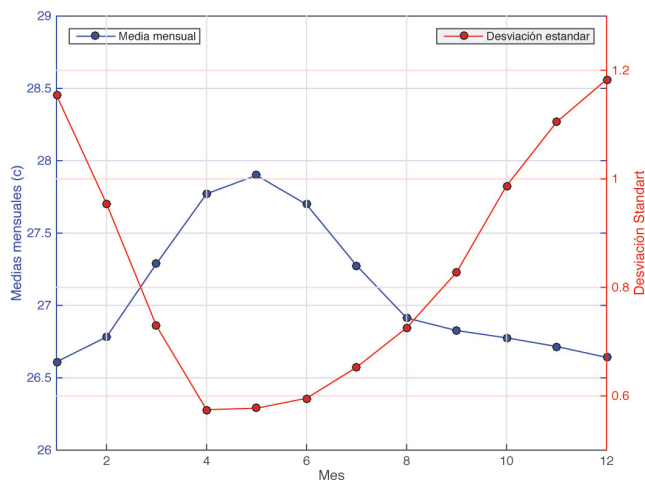


Figura 3.4: Valores medios mensuales (línea azul) y desviación estándar (línea roja) de la serie del Índice Niño3.4, periodo 1980-2012.

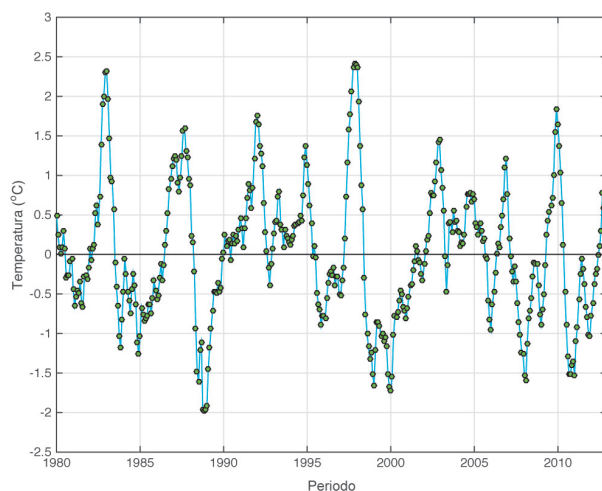


Figura 3.5: Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012

to del ciclo anual. Se evidencia en dicha figura valores extremos positivos (negativos) correspondientes a los eventos cálidos (fríos) de ENSO, especialmente a los eventos cálidos más intensos correspondientes a los años

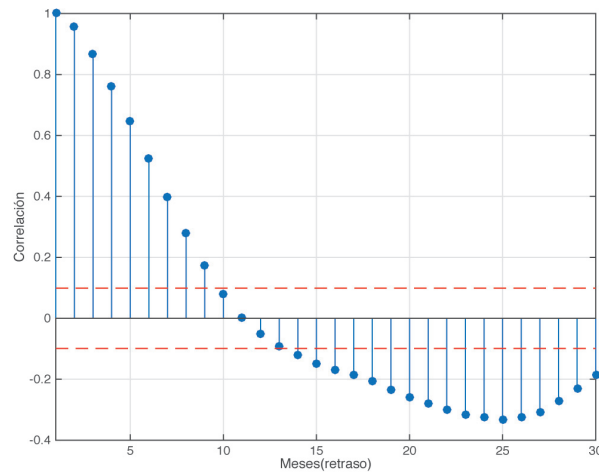


Figura 3.6: Correlograma de la serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño3.4, entre 1980 y 2012. Las líneas rojas se corresponden con el umbral de significancia estadística al nivel del 95 % para un proceso gaussiano de ruido blanco

Anomalía Índice Niño3.4	
Mínimo	-1.98 °C
Primer Cuartil	-0.59 °C
Mediana	-0.059 °C
Tercer Cuartil	0.51 °C
Máximo	2.41 °C
Media	0°C

Tabla 3.2: Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño3.4 para el periodo 1980-2012

1982-1983 y 1997-1998 así como a los eventos fríos más intensos de los años 1986-1987 y 1999-2000.

En la Figura 3.6 se presenta el correlograma de la serie temporal de anomalías mensuales. Se aprecia que existen correlaciones significativas hasta con 9 meses de retraso; un pico importante de correlación negativa significativa se da en el entorno de los 24 meses (2 años) de retraso. Los principales parámetros estadísticos de esta serie se resumen en la Tabla 3.2.

### 3.1.2. Índice Niño1+2

En la Figura 3.7 se presenta la serie temporal del Índice Niño1+2 entre enero de 1980 y diciembre de 2012. Observando dicha serie se puede decir que, en general, hay una tendencia a una evolución casi periódica (una importante tendencia semianual). Esto puede ser verificado en el correlograma de la serie temporal dibujado en la Figura 3.8, en el que se encuentran correlaciones positivas significativas hasta 4 meses, entre 11 y 15 meses de retraso y luego entre 23 y 27 meses de retraso. Sobresalen también picos de correlaciones negativas y significativas entre 6 y 8 , 18 y 20 y entre 29 y 30 meses de retraso.

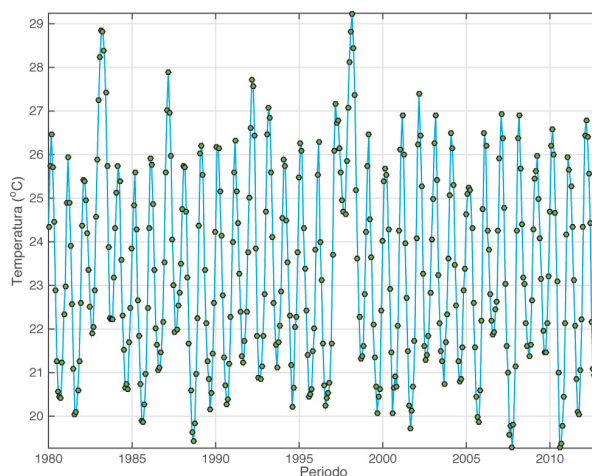


Figura 3.7: *Serie temporal del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012*

En la Tabla 3.3 se sintetizan los principales parámetros estadísticos de la serie temporal correspondientes al Índice Niño1+2 para el periodo de estudio.



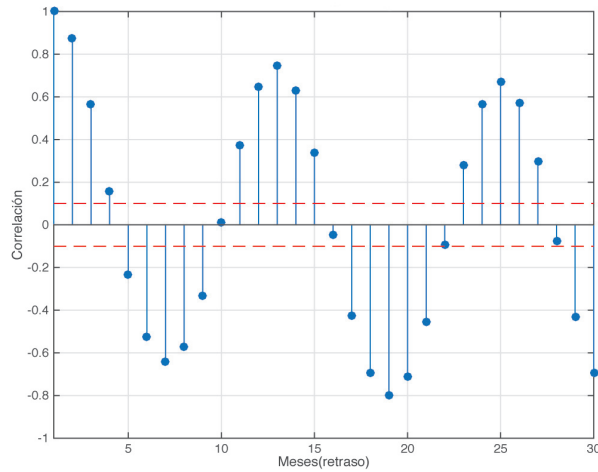


Figura 3.8: Correlograma de la serie temporal de Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012. Las líneas rojas se corresponden con el umbral de significancia estadística al nivel del 95 % para un proceso gaussiano de ruido blanco.

Índice Niño 1+2	
Mínimo	19.27 °C
Primer Cuartil	21.45 °C
Mediana	23.07 °C
Tercer Cuartil	25.28 °C
Máximo	29.24 °C
Media	23.34 °C

Tabla 3.3: Estadísticos de serie temporal del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012

El ciclo anual se preseta en la Figura 3.9 (nuevamente, calculado como los valores medios mensuales) junto con la desviación estándar. El ciclo anual alcanza un máximo en el mes de marzo y un mínimo en septiembre. Mientras que, la desviación estándar es más elevada en los meses de junio a julio y mínima en febrero. En la Figura 3.10 se presenta la serie temporal de las anomalías mensuales del Índice Niño1+2. Se aprecia en dicha figura valores extremos positivos (negativos) correspondientes a los eventos cálidos (fríos) de ENSO, especialmente a los eventos cálidos más intensos correspondientes a los años 1982-1983 y 1997-1998 así como algunos de los eventos fríos más intensos.

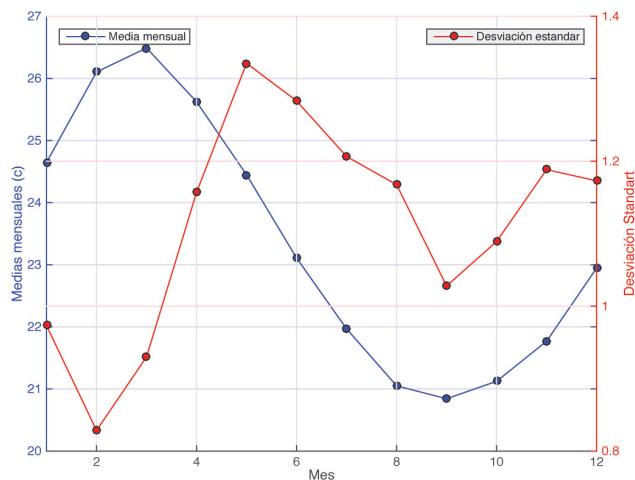


Figura 3.9: Valores medios mensuales (línea azul) y desviación estándar (línea roja) de la serie del Índice Niño1+2, periodo 1980-2012.

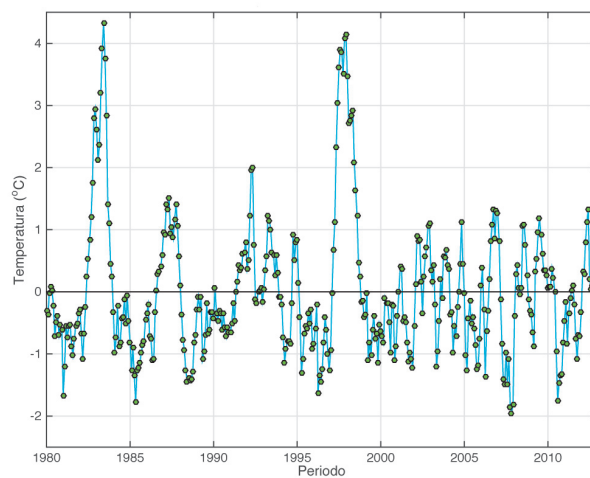


Figura 3.10: Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012

El correlograma de la serie temporal de anomalías mensuales se indica en la Figura 3.11. Se puede apreciar que existen correlaciones positivas significativas hasta con 10 meses de retraso; un pico importante de correlación negativa significativa se da en el entorno de los 25 meses (alrededor de 2 años) de retraso. Los principales parámetros estadísticos de esta serie se

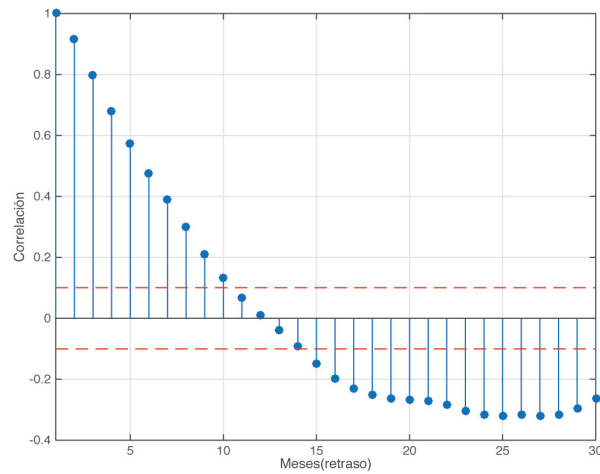


Figura 3.11: Correlograma de las anomalías mensuales de Índice Niño1+2, entre 1980 y 2012. Las líneas rojas se corresponden con el umbral de significancia estadística al nivel del 95 % para un proceso gaussiano de ruido blanco

Anomalía Índice Niño1+2	
Mínimo	-1.95 °C
Primer Cuartil	-0.72 °C
Mediana	-0.23 °C
Tercer Cuartil	0.44 °C
Máximo	4.32 °C
Media	0°C

Tabla 3.4: Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño1+2 para el periodo 1980-2012

indica en la Tabla 3.4.

### 3.1.3. Índice Niño4

La serie temporal del Índice Niño4 par el periodo de estudio se represen-  
tan en la Figura 3.12. Su correlograma se muestra en la Figura 3.13, el cual  
indica que existen valores positivos significativos hasta aproximadamente  
14 meses de retraso, registrándose un pico negativo significativo entre 20  
y 22 meses. Un resumen de los típicos parámetros estadísticos para este

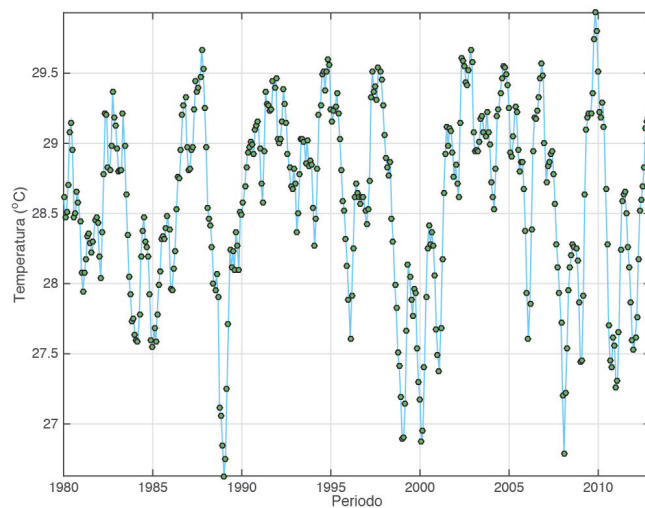


Figura 3.12: *Serie temporal del Índice Niño4 para el periodo entre 1980-2012*

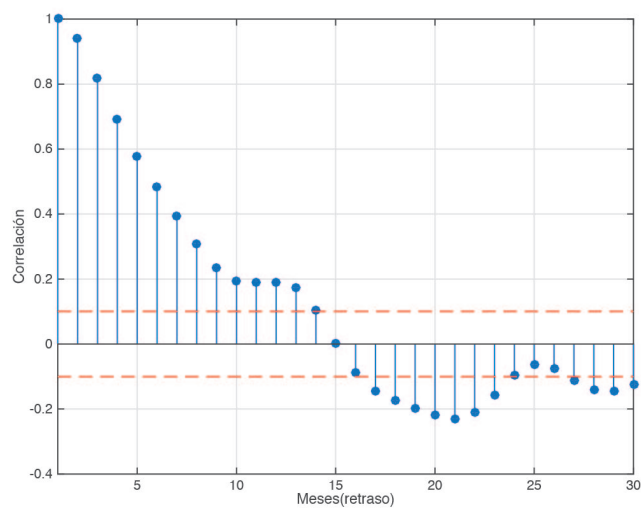


Figura 3.13: *Correlograma de las serie temporal del Índice Niño4 para el periodo entre 1980-2012*

Índice, se resumen en la Tabla 3.5.

El ciclo anual de éste Índice, junto con la desviación estándar se muestra en la Figura 3.14. El ciclo anual alcanza un máximo en el mes de Junio y un mínimo en el mes Febrero. Por otra parte, la desviación estándar alcanza

Índice Niño4	
Mínimo	26.63 °C
Primer Cuartil	28.15 °C
Mediana	28.67 °C
Tercer Cuartil	29.12 °C
Máximo	29.93 °C
Media	28.59°C

Tabla 3.5: Estadísticos de la serie temporal del Índice Niño4 para el periodo 1980-2012

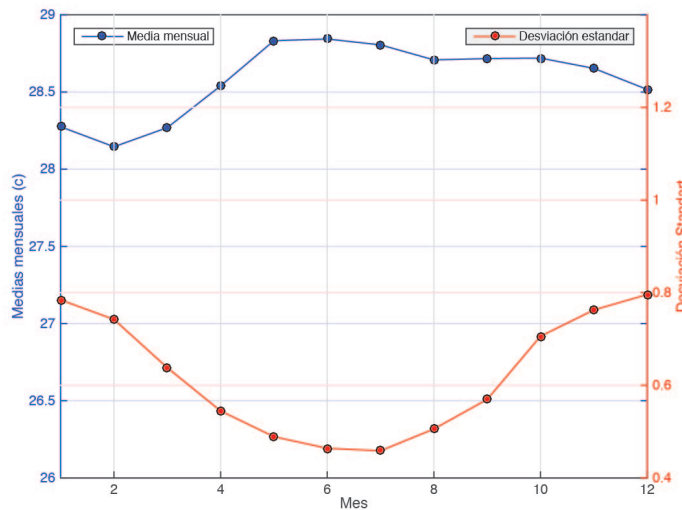


Figura 3.14: Valores medios mensuales (línea azul) y desviación estándar (línea roja) de la serie del Índice Niño4, periodo 1980-2012.

su máximo hacia diciembre y su mínimo valor en el mes de Julio. La serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño4 se esquematiza en la Figura 3.15.

En la Figura 3.16 se grafica el correlograma de la serie temporal de anomalías mensuales del Índice. Se aprecia que se registran correlaciones positivas significativas hasta 12 meses de retraso y un pico negativo significativo a los 23 meses. Los parámetros estadísticos de esta serie se presentan en la Tabla 3.6.

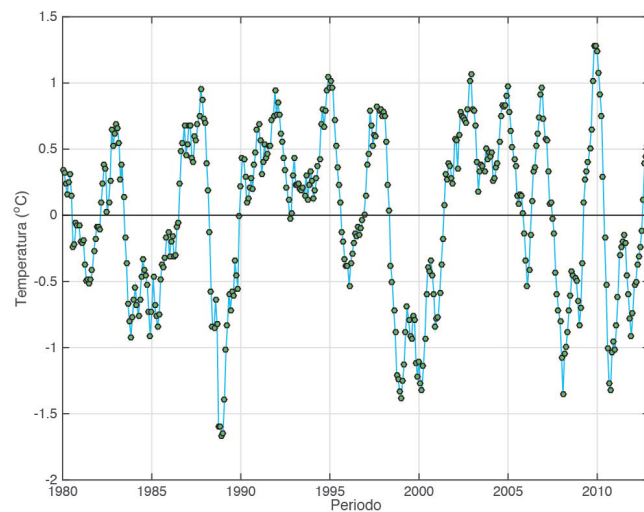


Figura 3.15: *Serie temporal de anomalías mensuales del Índice Niño4, entre 1980 y 2012*

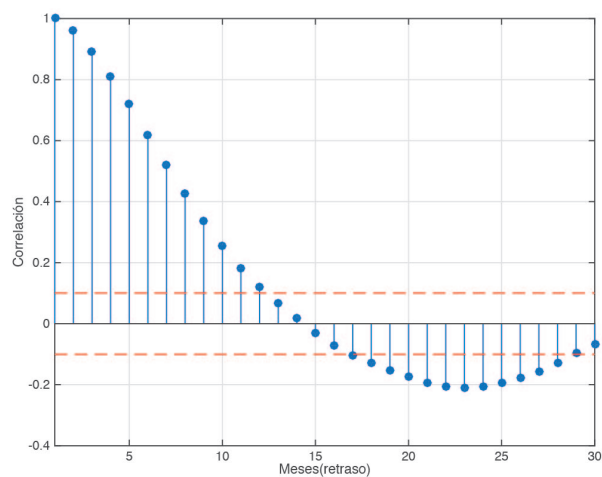


Figura 3.16: *Correlograma de las anomalías mensuales de Índice Niño4, entre 1980 y 2012. Las líneas rojas se corresponden con el umbral de significancia estadística al nivel del 95 % para un proceso gaussiano de ruido blanco.*

Anomalía Índice Niño4	
Mínimo	-1.67 °C
Primer Cuartil	-0.48 °C
Mediana	0.12 °C
Tercer Cuartil	0.49 °C
Máximo	1.28 °C
Media	0°C

Tabla 3.6: Estadísticos de la anomalía mensual del Índice Niño4 para el periodo 1980-2012.

### 3.2. Índices del océano Pacífico tropical

Se han considerado índices climáticos que representan la variabilidad tropical del océano Pacífico estos son los índices NTA, TSA y el IOD. También se ha incluido el PMM que representa los gradientes meridionales en esta región y cuya importancia en el mecanismo de huella estacional (SFM, Seasonal Footprinting Mechanism) se resalta en trabajos recientes de Chang et al. (2007) y Lin et al. (2014).

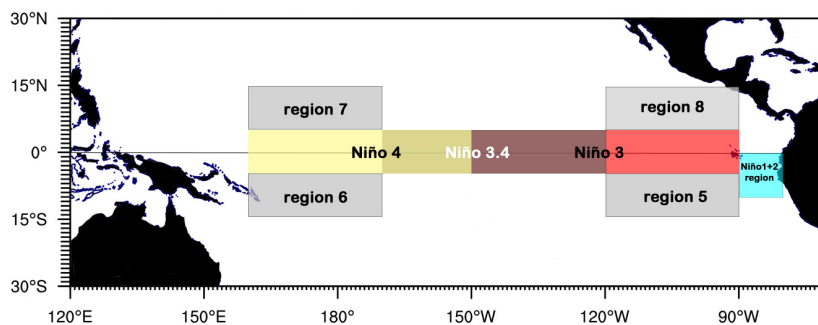


Figura 3.17: Esquema de las regiones del Pacífico ecuatorial al norte (regiones 7 y 8) y al sur (regiones 6 y 5) consideradas para calcular los gradientes zonales ecuatoriales de temperatura al norte y al sur, índices NTZGY STZG respectivamente

ÍNDICE	DEFINICIÓN
Niño1+2	Anomalías de SST promediadas sobre (10°S-0°, 90°W-80°W), Rasmusson and Wallace (1983), Cane et al. (1986)
Niño3	Anomalías de SST promediadas sobre (5°S-5°N, 150°W-90°W), Rasmusson and Wallace (1983), Cane et al. (1986)
Niño4	Anomalías de SST promediadas sobre (5°S-5°N, 160°E-150°W), Rasmusson and Wallace (1983), Cane et al. (1986)
Niño3.4	Anomalías de SST promediadas sobre (5°S-5°N, 170°W-120°W), Trenberth (1997)
Índice de la oscilación del Sur (SOI)	Diferencia de anomalías estandarizadas de SLP:Tahiti menos Darwin. Trenberth (1984); Ropelewski and Jones (1987)
Índice Tropical del Atlántico del Sur(TSA)	Anomalías de SST promediadas sobre (0°-20°S, 10°E-30°W), Enfield et al. (1999)
Índice del Modo Dipolar del Océano Índico (IOD)	Diferencia de anomalías de SST entre el Índico ecuatorial occidental (10°S-10°N, 50°E-70°E) y el Índico ecuatorial suoriental(10°S-0°, 90°E-110°E), referido como Índice del Modo Dipolar (DMI), Saji et al. (1999)
Índice de Variabilidad Intraestacional (ISV)	Índice de forzamiento de alta frecuencia de viento en superficie sobre el Pacífico ecuatorial occidental. 20-100 días (5°N-5°S, 120°E-180°), McPhaden et al. (2006)
Índice de Gradiente Zonal Tropical norte (NTZG)	Diferencia de anomalías temperaturas de SST entre las regiones de (5°N-15°N, 160°E-170°W) y (5°N-15°N, 120°W-90°W)
Índice de Gradiente Zonal Tropical Sur (STZG)	Diferencia de anomalías temperaturas de SST entre las regiones de (5°S-15°S, 160°E-170°W) y (5°S-15°S, 120°W-90°W)
Índice del Atlántico Tropical del Norte (NTA)	Anomalías de SST promediadas sobre (6°N-18°N, 60°W-20°W) y (6°N-10°N, 20°W-10°W), Penland and Matrosova (1998)

Tabla 3.7: *Índices climáticos obtenidos a partir de observaciones*

Otros estudios, como el de Yu and Kim (2011) indican la importancia de los gradientes zonales ecuatoriales de SST en la vinculación con los extratropicos y con la respuesta al forzamiento antropogénico (Karnauskas et al., 2009). En concordancia con lo anterior se incorpora índices de los gradientes zonales ecuatoriales, el gradiente zonal tropical del norte (NTZG) y el gradiente zonal tropical del sur (STZG) respectivamente de acuerdo a la Figura 3.17 y definidos en la tabla 3.7. De acuerdo al paradigma del oscilador de recarga, un modelo reducido de ENSO debe incluir en sus variables una representación de la profundidad de la termoclina. Para tal



propósito se considera el índice del volumen de agua cálida (WWV) que es usualmente construido con reanálisis de las observaciones de subsuperficie en el Pacífico ecuatorial.

Las variables predictoras consideradas se hallan descritas en detalle en la Tabla 3.3, en ella se indica la definición y su principal referencia. Algunas de ellas han sido tomados de los reanálisis NCEP/NCAR y de ERA-Interim suministrados desde las paginas web de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) de los Estados Unidos y desde el Centro Europeo ECWMF, respectivamente. En otros casos han sido obtenidas a partir de los procesos y campos que se encuentran definidos en la tabla 3.7.

En este trabajo, se consideran estaciones boreales, Así los valores estacionales para el invierno se han obtenida como un promedio de los valores mensuales de los meses de Diciembre-Enero-Febrero (DJF), para la primavera de los meses de Marzo-Abril-Mayo (MAM), para el verano de los meses de Junio-Julio-Agosto (JJA) y para el otoño de los meses de Septiembre-Octubre-Noviembre (SON).

### 3.3. Índices obtenidos de campos de datos

En este trabajo se utilizan campos de datos obtenidos mediante reanálisis de observaciones realizados con dos modelos atmosféricos distintos, uno el del National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) de los Estados Unidos de Norte América y otro el del Centro Europeo ECMWF (The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts ). Algunas de sus principales características puede observarse en el Apéndice A. El último campo conocido como ERA-Interim cubre el periodo de 1979-2012 y se limita al periodo en donde, la inclusión de información satelital garantiza un muestreo más uniforme en el espacio y el tiempo. Debido a estas condicionantes nuestros análisis se dirigen fundamentalmente a ese periodo. Sin embargo, la necesidad de comparar con el periodo anterior con observaciones instrumentales disponibles (1950-1979) nos lleva a incluir en nuestros análisis los campos atmosféricos derivados de NCEP/NCAR, en donde se cubren los dos periodos. Los índices para estos campos de datos se identifican a partir de los coeficientes temporales (PCs) de las funciones empíricas ortogonales (EOFs) obtenidas de un análisis de la matriz de covarianza del campo, según el procedimiento que se detalla en el capítulo de la metodología.

La variabilidad del Pacífico extratropical sur, según Yuan and Li (2008), se representa por tres índices: PSA (el equivalente al PNA definido por Wallace and Gutzler (1981), SAM y WAVE3N, este último es un patrón cuasi estacionario en las latitudes medias del sur Loon and Jenne (1972), un modo predominante de invierno en el campo de las SLP y en el de la componente meridional de viento. La variabilidad en el Pacífico extratropical norte para escalas de tiempo interanuales se representa por el PNA, NAM y WAVE3N por analogía con el caso del Pacífico sur. Los índices considerados se muestran en la tabla 3.8

ÍNDICE	DEFINICIÓN
Índice del Patrón del Pacífico y América del Norte (PNA)	Definido de acuerdo a [9], a partir de datos de anomalías de Z500. Tomando $H_1 = Z500(20^\circ N - 160^\circ W$ ; $H_2 = Z500(45^\circ N - 165^\circ W$ ; $H_3 = Z500(55^\circ N - 115^\circ W$ y $H_4 = Z500(30^\circ N - 85^\circ W$ ; como: $PNA = (H_1 - H_2 + H_3 - H_4)/4$ , Wallace and Gutzler (1981)
Índice del Modo Anular del Norte (NAM).	La primera componente principal de las anomalías globales de presión a nivel del mar (SLP) hacia el norte de $20^\circ N$ , Thompson and Wallace (2000)
Índice del modo de onda (WAVE3N)	Obtenida como la primera componente principal del campo global de las anomalías de la componente meridional de viento hacia el norte de $20^\circ N$ . Yuan and Li (2008)
Índice del Patrón del Pacífico y América del Sur (PSA)	Por analogía con el Índice PNA se lo define en términos de $H_1 = Z500(50^\circ S - 45^\circ W$ ; $H_2 = Z500(45^\circ S - 170^\circ W$ ; $H_3 = Z500(65,75^\circ S - 120^\circ W$ ; como: $PSA = (H_1 + H_2 + H_3)/3$ , Wallace and Gutzler (1981)
Índice del Modo Anular del Sur (SAM)	La primera componente principal de las anomalías globales de presión a nivel del mar (SLP) hacia el norte de $20^\circ S$ . Thompson and Wallace (2000)
Índice del modo de onda (WAVE3)	Obtenida como la primera componente principal del campo global de las anomalías de la componente meridional de viento hacia el norte de $20^\circ S$ . (Yuan and Li, 2008)
Índice del Modo del Pacífico Meridional (PMM)	Análisis de covarianza máxima aplicada al lado izquierdo del campo SST y al lado derecho de los campos de las componentes de viento meridional y zonal de 10m sobre el periodo de 1950-2005 desde el reanálisis de NCEP/NCAR. Chiang and Vimont (2004)

Tabla 3.8: *Índices atmosféricos obtenidos de campos reanalizados*

Además para caracterizar el estado de la atmósfera, se ha considerado interesante incluir variables derivadas de observaciones de satélite integradas a la tropósfera. Las discusión de los resultados de investigaciones previas que subrayan el papel de la variabilidad atmosférica por encima de la

superficie tiene en los mecanismos de signatura estacional (SFM Seasonal Footprintig Mechanism), Anderson (2004). Hemos seleccionado el campo global de Temperaturas de la Troposfera Media (MTT, Middle Troposphere Temperature)(Mears and Wentz, 2009) de reciente difusión (véase el Apéndice B). Este campo incorpora la temperatura del aire integrada desde la superficie hasta tropósfera media con una resolución espacial de  $2.5^\circ \times 2.5^\circ$  en el periodo de 1980-2012.

Con este campo se obtienen algunas variables regionales que representan la atmósfera en diferentes dominios como la región Pacífico Norte (NP, Pacific North), la región Pacífico Sur o Ross Bellingshausen RB y la región global extratropical del sur (GSE, Global Southern Extratropics), los dominios se muestran en la Tabla 3.9. Cada uno de estos campos han sido expandidos en términos de sus EOFs, para su posterior análisis del comportamiento de las primeras 20 componentes principales.

REGIÓN	ACRÓNIMO	LATITUD	LONGITUD
Pacífico Norte	NP	20°N-90°N	140°E-120°W
Global Extra-tropical Sur	GSE	20°S-90°S	0°-360°
Ross-Bellingshausen	RB	60°S-90°S	160°E-60°W
Pacífico Antártico del Sur	SPA	50°S-90°S	160°E-80°W
Atlántico Sur e Indico Antártico	SAIA	50°S-90°S	60°W-150°E
Atlántico Sur e Indico	SAI	20°S-90°S	60°W-150°E
Pacífico Sur	SP	20°S-90°S	160°E-80°W

Tabla 3.9: *Regiones y dominios para los campos de temperaturas de la tropósfera media*

Para la representación de la variabilidad oceánica subsuperficial se han considerado distintos reanálisis oceánicos. Para caracterizar el volumen de agua cálida (WWV, Warm Water Volume) en la región ecuatorial hemos utilizado básicamente dos índices construidos por McPhaden para el Pacífico ecuatorial este y oeste respectivamente. Estos índices se obtuvieron a partir de los reanálisis del Australian Bureau of Meteorology Research

Center (BMRC) y cubren el periodo más reciente.

En el curso de esta investigación se consideró la posibilidad de incluir variabilidad subsuperficial tropical en algunas versiones de nuestro modelo. Al no estar disponibles en línea los campos de datos desde el reanálisis BRMC, se optó por utilizar los datos de contenido de calor por encima de los 300m (HC300) calculados a partir del reanálisis SODA (Simple Ocean Data Assimilation), con una resolución de  $1^\circ \times 1^\circ$ . En la tabla 3.10 se indican los índices oceánicos obtenidos de campos de reanálisis.

Para completar el estudio en el periodo 1950-1979, se utilizó una versión extendida del índice de WWV definido como el volumen de agua cálida por encima de la isoterma de  $14^\circ\text{C}$  del Pacífico tropical calculada a partir del reanálisis SODA Carton and Giese (2008) que cubre los dos periodos de estudio y proporcionada por Sulagna Ray (LOCEAN FRANCE).

ÍNDICE	DEFINICIÓN
Índice del volumen de agua cálida del oeste.(WWV-west)	El volumen de agua cálida integrada sobre la isoterma de $20^\circ\text{C}$ entre $[5^\circ\text{N}-5^\circ\text{S}, 120^\circ\text{E}-155^\circ\text{W}]$ , obtenida del Australian Bureau of Meteorology Research Center (BMRC) reanalysis. Meinen and McPhaden (2000)
Índice del volumen de agua cálida del este (WWV-east)	El volumen de agua cálida integrada sobre la isoterma de $20^\circ\text{C}$ entre $155^\circ\text{W}-80^\circ\text{W}$ , obtenida del Australian Bureau of Meteorology Research Center (BMRC) reanalysis. Meinen and McPhaden (2000)
Índice del volumen de agua cálida (WWV-S).	El volumen de agua cálida integrada sobre la isoterma de $14^\circ\text{C}$ entre el este-oeste del Pacífico ecuatorial, obtenida desde el reanálisis SODA (Simple Ocean Data Assimilation. Carton and Giese (2008)).( <a href="https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/soda-simple-ocean">https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/soda-simple-ocean</a> )
Índice del volumen de agua cálida del este (WWV-A)	El volumen de agua cálida integrada sobre la isoterma de $20^\circ\text{C}$ entre el este-oeste del Pacífico ecuatorial, obtenida del Australian Bureau of Meteorology Research Center (BMRC) reanalysis. Meinen and McPhaden (2000)
Índice del contenido de calor . (HC300)	Contenido de calor de las capas del océano desde una profundidad de 300m en el Pacífico ecuatorial, obtenida desde el reanálisis SODA (Simple Ocean Data Assimilation. Carton and Giese (2008))

Tabla 3.10: *Índices oceánicos obtenidos de campos reanalizados*

## Capítulo 4

# Modelos Estadísticos

### 4.1. Técnicas empírico estadísticas

Los métodos de predicción empírica emplean técnicas estadísticas de análisis multivariante. Estas técnicas pueden encontrar relaciones entre dos campos climatológicos mediante la búsqueda de patrones que aíslan la variabilidad acoplada. Los patrones se obtienen a partir de la matriz de covarianza o de correlación aplicando un determinado criterio donde el parámetro maximizado es diferente por cada técnica. La relación causa efecto se consigue introduciendo un desfase en el tiempo entre el campo predictor (el que precede) y el campo predictando (el que se desea predecir). La elección del predictando normalmente viene motivada por el interés económico, físico o humano, además del conocimiento a priori de que esa variable sea fácilmente predecible.

Los predictores deben ser variables muy relacionadas con el predictando y que presenten en lo posible escalas temporales de variabilidad comunes a éste. Entre los predictores más utilizados en investigaciones climatológicas están la temperatura de la superficie de mar SST, las alturas geopotenciales de 500 y 700 hPa, el viento en superficie o sus componentes zonal o meridional. De todos ellos la SST resulta ser la más eficaz ya que el océano debido a su inercia mecánica y a su capacidad calorífica varía en escalas largas de tiempo, lo que constituye una gran fuente de predecibilidad.

En general las técnicas de predicción empírica se desarrollaron antes de que los Modelos de Circulación general (CGMs) fueran capaces de predecir a largo plazo. Como lo señaló Lorenz (1956), el éxito de las predicciones

empíricas depende del hecho de que los fenómenos de baja frecuencia están gobernados por leyes físicas que supuestamente no cambian en el tiempo. Estas leyes establecen que el pasado, el presente y el futuro del clima están relacionados. Los procedimientos empíricos por tanto dependen de los datos existentes hasta el momento y están limitados a predecir comportamientos y climas que solo han sido observados en el pasado. A pesar de esta limitación por su sencillez y su bajo coste computacional, pueden ser considerados como un complemento a los GCMs.

## 4.2. Modelos de Regresión

### 4.2.1. Regresión lineal simple y Regresión lineal múltiple

La regresión lineal simple describe la relación lineal entre dos variables, una variable independiente o predictora y otra variable dependiente o predictanda. Frecuentemente más de una variable predictora es utilizada en los modelos de predicción, siendo fácilmente generalizado a un caso más complejo como la regresión lineal múltiple. Esencialmente la regresión lineal busca resumir la relación entre dos variables representándolas en un diagrama de dispersión mediante una simple línea recta. El proceso de regresión escoge la recta que produce el menor error para las predicciones de  $y$  dadas las observaciones de  $x$ . Usualmente el criterio de error se refiere a minimizar la suma de los errores cuadráticos, de ahí el nombre de regresión de los mínimos cuadrados. Adoptando este criterio, resulta que la recta se ajustará a los puntos para evitar grandes discrepancias, de este manera no es resistente a los valores anómalos (outliers) Wilks, 2011. La figura (4.1) muestra el proceso de regresión lineal.

Dado un conjunto de puntos  $(x, y)$ , el problema es encontrar una línea recta

$$\hat{y} = a + bx \quad (4.1)$$

que minimice las distancias cuadráticas verticales (líneas finas) entre ella y los puntos de los datos. El símbolo de sombrero sobre la variable  $y$ , ( $\hat{y}$ ) significa que se trata de un valor predicho de  $y$ . La distancia vertical entre los puntos de los datos y la línea son denominados también *errores o residuos* que son definidos como:

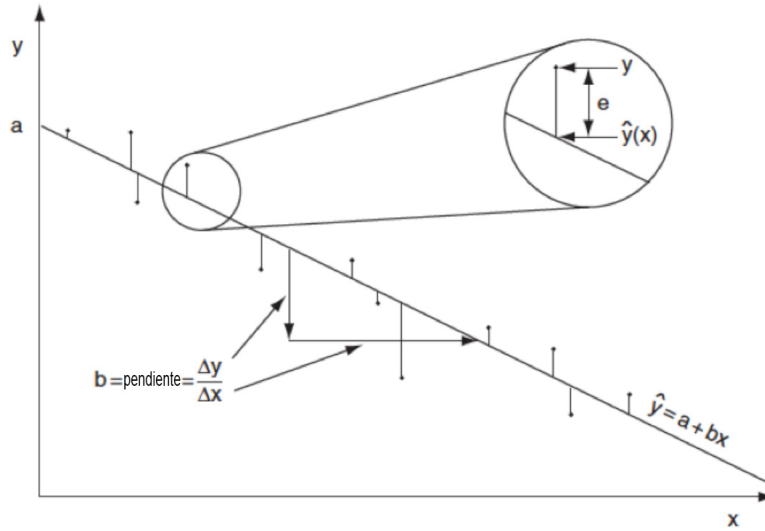


Figura 4.1: Ilustración esquemática de la regresión lineal simple. La recta de regresión es escogida como aquella que minimiza la medida de las diferencias verticales (residuos) entre los puntos y la recta. En la regresión de mínimos cuadrados lo que se mide es la suma de las distancias verticales al cuadrado. Adaptación desde Wilks (2011).

$$e_i = y_i - \hat{y}_i(x_i) \quad (4.2)$$

Hay un residuo  $e_i$  por cada punto  $(x_i, y_i)$ . Nótese, que puntos sobre la recta tendrán un error positivo, mientras que puntos debajo de ella tendrán un error negativo, esta es la usual convención de signos en estadística pero que es opuesta a la que frecuentemente se utiliza en ciencias de la atmósfera donde las predicciones más pequeñas que las observaciones (la recta debajo del punto) son consideradas como errores negativos y viceversa. Sin embargo, el signo de la convención para los residuos no es importante, debido a que es la minimización de la suma de los residuos al cuadrado lo que define el mejor ajuste lineal. Combinando las ecuaciones 4.1 y 4.2 la ecuación de regresión es

$$y_i = \hat{y}_i + e_i = a + bx_i + e_i \quad (4.3)$$

la cual establece que el valor real del predictando es la suma del valor predicho más el residuo. Minimizando la suma de los residuos al cuadrado,

se obtienen las expresiones para  $a$  y  $b$

$$\begin{aligned} b &= \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \\ &= \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \end{aligned} \quad (4.4)$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \quad (4.5)$$

La regresión lineal múltiple es el caso más general de la regresión lineal. Como en el caso de la regresión lineal simple, hay aún una única variable predictanda,  $y$ , pero con la distinción de que hay más de una variable predictora.

Sea  $k$  el número de variables predictoras. La ecuación de predicción será

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k \quad (4.6)$$

Cada una de las variables predictoras  $k$  tienen sus propios coeficientes, análogos a los de la pendiente  $b$  de la ecuación 4.1. Por convención notacional  $b_0$  es el intercepto (o constante de regresión). Estos  $k + 1$  coeficientes de regresión frecuentemente son denominados los *parámetros de regresión*.

La ecuación 4.2 para los residuos continúa siendo válida, si se sobreentiende que el valor predicho  $\hat{y}$  es una función de un vector de los predictores,  $x_k = 1, \dots, k$ . Si hay  $k = 2$  variables predictoras, los residuos aun pueden visualizarse como una distancia vertical. En este caso, la función de regresión (4.6) es una superficie en vez de una línea, y el residuo corresponde geoméricamente a la distancia sobre o debajo de esta superficie a lo largo de la línea perpendicular al plano  $(x_1, x_2)$ . La situación geométrica es análoga para  $k \geq 3$ , pero en este caso no es fácil visualizarlo. También en común con la regresión lineal simple, el promedio del residuo es cero, de modo que la distribución de los residuos están centrados sobre los valores predichos  $\hat{y}_i$ .

Los  $k + 1$  parámetros de la ecuación 4.6 se encuentran, como antes, minimizando la suma de los cuadrados de los residuos. Esto es, lograr resolver simultáneamente las  $k + 1$  ecuaciones 4.4. Esta minimización es conveniente realizarla utilizando el álgebra matricial (Draper and Smith (1998); Neter



et al. (1996)). En la práctica los cálculos son realizados por software estadístico, cuyos parámetros resultantes se suelen resumir en la conocida tabla de análisis de varianza (ANOVA).

La regresión múltiple abre la posibilidad de que el número de variables predictoras potenciales sea ilimitado. Una lista inicial de variables predictoras puede también extenderse considerando algunas transformaciones matemáticas de esas variables como predictores potenciales. De tal manera, que predictores derivados pueden ser muy útiles al producir una buena ecuación de regresión. En algunos casos la forma de las transformaciones del predictor puede ser sugerido por la física del fenómeno. En ausencia de una fuerte evidencia física para una variable particular, la elección de las transformaciones pueden ser realizadas de forma empírica.

Si las variables transformadas fueran combinaciones no lineales de otras variables, el esquema en general seguirá siendo el de regresión lineal múltiple. Una vez que las variables derivadas han sido definidas, estas son sólo otra variable, sin considerar cómo fue transformada. Más formalmente, lo lineal en la regresión lineal múltiple se refiere a la ecuación de regresión, siendo lineal en los parámetros  $b_k$ .

### 4.3. Modelos estocásticos

En los registros de variables de muchos sistemas físicos se observa una variabilidad pronunciada asociada a un rango extenso de frecuencias, característica de un comportamiento aleatorio o estocástico. Se caracteriza dicha evolución mediante una matriz  $\mathbf{Z}$ , formada por  $m$  realizaciones de un vector  $\mathbf{z}$  de dimensión  $l \times 1$ . Cada una de estas realizaciones corresponde a instantes de tiempo distintos (suponiendo por tanto que el sistema es aproximadamente ergódico <sup>\*</sup>)

En general, la evolución de tal sistema se puede representar por

$$d_t \mathbf{z}(t) = \mathbf{W}(\mathbf{z}) \quad (4.7)$$

donde  $dt$  representa la derivada en el tiempo,  $\mathbf{W}(\mathbf{z})$  es el funcional que describe la física del sistema (en general no lineal). En muchos de los siste-

---

<sup>\*</sup>En los sistemas ergódicos es válido el teorema de Birkhoff (Birkhoff, 1931) que permite sustituir promedios temporales del sistema por un promedio espacial sobre una región del espacio de las fases.

mas que responden a esta descripción, las variables  $\mathbf{z}(t)$  se pueden agrupar en dos subsistemas  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*)$  que se caracterizan por tiempos de decorrelación muy distintos,  $\tau_{x'} \ll \tau_{y'}$ . Entonces se puede referir a la variable  $p \times 1$  dimensional  $\mathbf{x}^*$ , como rápida, y a la variable  $q \times 1$  dimensional  $\mathbf{y}^*$  como lenta. La ecuación de evolución se puede separar en

$$d_t \mathbf{x}^*(t) = \mathbf{U}^*(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*) \quad (4.8)$$

$$d_t \mathbf{y}^*(t) = \mathbf{V}^*(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*) \quad (4.9)$$

En muchos sistemas físicos en los cuales existe una separación entre variables rápidas y lentas se observa un comportamiento estacionario. Por otro lado, en estos sistemas se observan mecanismos de realimentación, transporte y disipación que actúan para producir una vuelta del sistema al equilibrio. Esto equivale a introducir un término adicional en las ecuaciones correspondientes

$$d_t \mathbf{y}^*(t) = \mathbf{A}^*(\mathbf{y}^*, t) + \sum_{j=1} \langle \mathbf{S}_j \mathbf{y}^*(t) \mathbf{V}_j \rangle \quad (4.10)$$

donde el segundo sumando del segundo miembro representa la interacción entre la dinámica lenta del sistema, y la variabilidad rápida que se modela como un proceso puramente aleatorio. Puesto que la solución es aleatoria, debe existir una función de distribución de probabilidad  $p$  que describa la probabilidad de encontrar uno de los valores de esa solución. Esta es la ecuación de Fokker-Planck. Más detalles se pueden encontrar en el Apéndice C.

#### 4.4. Modelos de realimentación Markovianos

Se dice que el proceso es Markoviano si para conocer la probabilidad de sus estados futuros no precisamos la información anterior al presente Arnold (1974). Se supone que nuestro sistema es de este tipo y está representado por su vector de estado  $\mathbf{y} = \{y_i, i = 1, \dots, n\}$ . Si se tiene  $m$  realizaciones del vector  $\mathbf{y}$ , correspondientes a  $m$  observaciones en el tiempo, se puede disponerlas en una matriz de datos  $\mathbf{Y}(n \times m)$ . Luego, se propone la evolución del sistema gobernada por una ecuación de Langevin generalizada  $n$ -dimensional, de la

forma

$$d_t \mathbf{y}(t) = \mathbf{A} \mathbf{y}(t) + \sum_{k=1}^p \mathcal{N}_k(t) \quad (4.11)$$

donde los coeficientes del término de realimentación están especificados por la matriz dinámica del sistema  $\mathbf{A}$ . Se suele llamar ruido al término  $\sum_{k=1}^p \mathcal{N}_k(t)$  que representa el forzamiento del sistema debido a los  $p$  procesos de Wiener.

La ecuación (4.11) en diferencias finitas es

$$\frac{\mathbf{y}_{j+1} - \mathbf{y}_j}{\Delta t} = \mathbf{A} \mathbf{y}_j + \mathbf{n}_j \quad (4.12)$$

La variable  $\mathbf{y}_j$  está formada por un subconjunto pequeño  $n$  de las  $q$  variables en  $\mathbf{y}^*_j$  que evolucionan lentamente y cumplen las condiciones de: i) representar una cantidad importante de la variabilidad del sistema y ii) que en su evolución se evidencien las realimentaciones que presupone el modelo. Para cumplir la primera condición, se suele identificar las variables a partir de la estadística del sistema (por ejemplo de un análisis de su desarrollo en serie de Funciones Empíricas Ortogonales (EOF)). Para que se cumpla la segunda condición se selecciona entre las variables aquellas que presenten covariancias (o correlaciones) significativas para desfases temporales que correspondan al intervalo  $\Delta t$  utilizado en la derivación. En la sección de resultados mostraremos ejemplos de aplicación de estas reglas.

La probabilidad de transición  $p(\mathbf{y}, t + \tau)$ , obedece a la ecuación de Fokker-Planck (Arnold, 1974)

$$\frac{d p(\mathbf{y}, t + \tau)}{d \tau} = \sum_{i,j}^n \left\{ -\mathbf{A}_{ij} \frac{\partial}{\partial y_j} y_j p(\mathbf{y}, t + \tau) + \frac{1}{2} \mathbf{Q}_{ij} p(\mathbf{y}, t + \tau) \right\} \quad (4.13)$$

con condición inicial

$$p(\mathbf{y}, t \mid \mathbf{y}'', t) = \delta(\mathbf{y} - \mathbf{y}'') \quad (4.14)$$

La solución Gausiana de la ecuación de Fokker-Planck (Riskin 1984) es:

$$p(\mathbf{y}, t + \tau) = (2\pi)^{-N/2} (\det(\sigma))^{1/2} \times \exp \left\{ \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \mathbf{G}(\tau) \mathbf{y}_0)^T \sigma^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{G}(\tau) \mathbf{y}_0) \right\} \quad (4.15)$$

donde

$$\sigma(\tau) = \mathbf{C}_0 - \mathbf{G}(\tau) \mathbf{C}_0 \mathbf{G}^T(\tau) \quad (4.16)$$

con  $\mathbf{C}_0$  la matriz de covarianza y  $\mathbf{G}$  la función de Green.

$$\mathbf{G}(\tau) = \exp(\mathbf{A}\tau) \quad (4.17)$$

Suponiendo un solo proceso de Wiener por componente, la ecuación de Langevin puede ser expresada como la ecuación diferencial estocástica :

$$\frac{d\mathbf{y}}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{y} + \mathbf{n}(t) \quad (4.18)$$

donde  $\mathbf{A}$  es la matriz dinámica o de feedback, que representa los efectos que el estado de las variables al tiempo  $t$  tiene sobre el futuro estado al tiempo  $t + \Delta t$  (donde  $\Delta t$  es el plazo de predicción) y  $\mathbf{n}$  son los residuos del modelo (idealmente blanco). Este ruido blanco se identifica como:

$$\langle \mathbf{n}(t) \mathbf{n}'(t + \tau) \rangle = \mathbf{R}(\tau) \mathbf{Q} \quad (4.19)$$

donde  $\mathbf{Q}$  es la covarianza espacial del ruido y  $\mathbf{R}(\tau)$  es su distribución temporal, al tratarse de ruido blanco  $\mathbf{R}(\tau) = \delta(\tau)$ ,  $\delta$  es la delta de Dirac.

#### 4.5. Modelo de Patrones Principales de Oscilación (POP)

A partir del análisis de la matriz  $\mathbf{A}$  se obtiene un conjunto de autovalores y autovectores que caracterizan la dinámica del sistema, y por lo tanto su evolución, Hasselmann (1988). Si utilizamos la ecuación para la covarianza y suponemos que el ruido es blanco y con una estadística gaussiana y delta correlacionada, tendremos para la matriz  $\mathbf{A}$  la expresión:

$$\mathbf{A} = \frac{\langle \mathbf{y}_{j+1} \mathbf{y}_j \rangle - \langle \mathbf{y}_j \mathbf{y}_j \rangle}{\langle \mathbf{y}_j \mathbf{y}_j \rangle} \quad (4.20)$$

donde  $\langle \rangle$  denota promedios de las  $m$  muestras. Esto puede ser escrito en términos de  $\mathbf{C}_1$  y  $\mathbf{C}_0$ , la matriz de covarianza a desfase 1 y 0, respectivamente como:

$$\mathbf{A} = \frac{\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_0}{\mathbf{C}_0} \quad (4.21)$$

Se eliminan de esta forma de los coeficientes de la matriz de covarianza cruzada la parte determinada por su propia covarianza, y por la covarianza común que tienen con una tercera variable. A partir de los autovalores  $\lambda_k$  y los autovectores  $\mathbf{u}_k$  obtenidos de la resolución de la ecuación de autovalores

$$\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{U} \quad (4.22)$$

con  $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_k\}$ ,  $\mathbf{\Lambda} = \{\lambda_k\}$ . Podemos expresar la solución general de la ecuación homogénea de (4.11) como:

$$\mathbf{y}_j = \sum_{k=1}^n C_k e^{\mu_k \Delta t_j} \mathbf{u}_k; \Delta t_j = t_j - t_0, \quad j = 1..m \quad (4.23)$$

donde los exponentes característicos  $\mu_k$  pueden ser obtenidos a partir de los autovalores  $\lambda_k$  de la matriz dinámica  $\mathbf{A}$ ,  $\mu_k = \ln(\lambda_k)$  y los  $\mathbf{u}_k$  son los autovectores correspondientes.

Como la matriz dinámica  $\mathbf{A}$  no es simétrica, sus autovectores y autovalores son generalmente complejos. También, debido a la suposición de estacionariedad, los valores absolutos  $\|\lambda_k\|$  son menores que 1, y por consiguiente los exponentes  $\mu_k$  son negativos. Las oscilaciones son siempre amortiguadas. Si el número de autovalores complejos es  $l_i$ , luego 4.20 puede ser escrito como:

$$\mathbf{y}_j = \sum_{k=1}^{l_i} C_k e^{\mu_k \Delta t_j} [\text{Re}(\mathbf{u}_k) + \text{Im}(\mathbf{u}_k)] + \sum_{k=l_i+1}^n C_k e^{\mu_k \Delta t_j} \mathbf{u}_k(t) \quad (4.24)$$

Si denotamos  $\gamma_k \equiv \text{Re}(\mu_k)$  y  $\tilde{\omega}_k \equiv \text{Im}(\mu_k)$ , es fácil calcular para cada

par de autovalores complejo conjugados,  $\mu_k$  y  $\mu_{k+1}$ , un par de patrones reales  $p_k = \text{Re}(\mu_k)$  y  $q_k = \text{Im}(\mu_k)$  asociado a una frecuencia  $\tilde{\omega}_k$ , un periodo  $T_k$  y un factor de amortiguamiento  $\gamma_k$ . Estos son los Patrones Principales de Oscilación (POP) del sistema a esa frecuencia. Por cada par de POP derivados desde un par de autovectores complejos, se indica la siguiente evolución en el tiempo

$$p_k \xrightarrow{T_k/4} -q_k \xrightarrow{T_k/4} -p_k \xrightarrow{T_k/4} q_k \quad (4.25)$$

La evolución en el tiempo de cada par puede obtenerse empíricamente a partir de los vectores  $y$ . Si coleccionamos los autovectores o patrones dentro de la matriz  $W$ , con elementos ( $w_j = p_j$ ;  $w_{j+1} = q_j$ ,  $j = 2k-1$ ,  $k = 1 \dots l_i$ ) y  $w_j = \text{Re}(\mu_k)$ ,  $k = l_{i+1} \dots n$ , luego  $y = ws_i$  y los coeficientes temporales  $s_i$  pueden obtenerse como:

$$S = (W)^{-1}V \quad (4.26)$$

siendo los autovectores que satisfacen la ecuación adjunta  $W^{-1}v = \Lambda v$ , los patrones asociados a los POP. Para entender el efecto del análisis de POP en el espacio espectral resulta interesante comparar este análisis con el de las EOFs espectrales. Si se pasa al espacio de Fourier utilizando la relación

$$y_i = \int Y_i(\omega) e^{i\omega t} d(\omega) \quad (4.27)$$

entonces el espectro cruzado vendrá dado por:

$$\{Y_i(\omega)Y_j(\omega)\} = F_{ij}\delta(\omega - \omega') \quad (4.28)$$

Este espectro cruzado se puede diagonalizar en el espacio de las EOFs complejas  $e_{i\alpha}(\omega)$ , de forma que

$$Y_i(\omega) = \sum_{\alpha} e_{i\alpha} e_{\alpha}(\omega) \quad (4.29)$$

donde los coeficientes de las EOFs satisfacen la relación de

$$\langle d_\alpha(\omega) d_\beta(\omega') \rangle = \delta_{\alpha\beta} \delta(\omega - \omega') \gamma_\alpha(\omega) \quad (4.30)$$

de esta forma el espectro, junto con las  $e_{i\alpha}(\omega)$  se pueden considerar la representación más completa de la estructura espectral. Sin embargo, esta información no es fácil de asimilarla, puesto que se requiere que un conjunto distinto de EOFs y de  $\lambda$  para cada banda de frecuencias. En la representación de los POP los

$$C_i(\omega) = \int C_i(t) e^{i\omega t} d(\omega) \quad (4.31)$$

y el espectro cruzado de los POP viene dado por

$$\langle C_i(-\omega) C_j(\omega) \rangle = \frac{\langle n_i(-\omega) n_j(\omega) \rangle}{(\tilde{\omega}_i + \omega)(\tilde{\omega}_j - \omega)} \quad (4.32)$$

Los POP interpolan los patrones EOFs y los niveles de energía a través de los espectros de frecuencia. Si existen unas frecuencias marcadas para las que se acumule energía, el análisis en POP y el análisis en EOFs espectrales proporcionan resultados distintos. Si eso no es así, los resultados obtenidos de los desarrollos con POP y EOFs son parecidos.

Las primeras aplicaciones del análisis en POP se dirigieron a la predicción de modos importantes para la variabilidad del sistema climático. Por ejemplo Von Storch et al. (1988) lo aplican a la predicción de la onda de 30-60 días, Xu and Von Storch (1990) a la predicción de el estado de la Oscilación del Sur, Penland and Magorian (1993) a la predicción de la SST de la región Niño3. Estos trabajos pioneros desarrollan distintos esquemas de la aplicación del análisis de los POP para la predicción.

#### 4.5.1. El esquema de Señal Óptima (OS)

Según von Storch et al. (1995), los errores introducidos en la matriz dinámica debidos al muestreo producen algunos POP que corresponden a autovalores cercanos a cero y con estructuras espaciales pobremente organizadas que reflejan la existencia de ruido. Ello hace necesario, añadir un criterio subjetivo que seleccione los patrones útiles en la predicción. Este criterio subjetivo se basa en el conocimiento de la física del sistema para identificar los POP que están relacionados con la dinámica del sistema. Los

coeficientes y los patrones adjuntos de los POP que se consideran útiles se determinan minimizando el error cuadrático. Suponiendo por simplicidad, que hay un solo par útil de POP (la POP  $i$ ), entonces el coeficiente POP se lo estima minimizando

$$\|\mathbf{y}_i(t) - s_i(t)\mathbf{p}_i - s_{i+1}(t)\mathbf{p}_{i+1}\|^2 \quad (4.33)$$

Cuando los POP útiles son dos o más (siempre complejos), los coeficientes se obtienen minimizando

$$\varepsilon = \|\mathbf{y}(t) - \sum_i s_i(t)\mathbf{w}_i\|^2 \quad (4.34)$$

donde el sumatorio se toma sobre los POP útiles.

#### 4.5.2. El esquema de Modo Estocástico Completo (FSM)

En una serie de estudios (Penland (1989); Penland and Magorian (1993) Penland and Sardeshmukh (1995)); Newman et al. (1997) y Penland and Matrosova (1998)) desarrollan un esquema para aplicar el análisis de POP a la predicción. Este difiere del desarrollado por von Storch básicamente en dos aspectos. Además, Penland considera que la expresión (4.24) representa solo la contribución determinista, es decir, la solución de la parte homogénea de la ecuación (4.11). Pero, la ecuación (4.11) tiene una parte no homogénea, y su solución general se representa como:

$$\mathbf{y}(t + \Delta t) = \mathbf{G}(\Delta t)\mathbf{y}(t) + \mathbf{G}(t + \Delta t) \int_t^{t+\Delta t} \mathbf{G}^{-1}(\tau)\mathbf{n}(\tau)d\tau \quad (4.35)$$

donde

$$\mathbf{G}(\Delta t) = \sum_{k=1}^n e^{\mu_k \Delta t} \mathbf{W}^{-1} \quad (4.36)$$

es la función de Green de la ecuación, obtenida partir de la solución de la ecuación homogénea en el espacio de los POP ( $\mathbf{W}$ ).

Además, podemos expresar el ruido como una función de sus autovalores



$\pi_j$  y sus autovectores  $\Psi_j$ , mientras los coeficientes  $\mathbf{R}_j(t)$  deben satisfacer los requerimientos de ruido blanco

$$\mathbf{n}(t) = \sum_{j=1}^n \Psi_j \pi_j \mathbf{R}_j(t) \quad (4.37)$$

y la solución de la ecuación no homogénea es dada por:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(t + \Delta t) &= \mathbf{G}(\Delta t) \mathbf{y}(t) + \mathbf{G}(t + \Delta t) \times \\ &\times \int_t^{t+\Delta t} \mathbf{G}^{-1}(\tau) \left( \sum_{j=1}^n \Psi_j \pi_j \mathbf{R}_j(\tau) d(\tau) \right) \end{aligned} \quad (4.38)$$

El segundo aspecto diferente del método LIM está en la identificación de la matriz  $\mathbf{A}$  partir de las covarianzas desfasadas. Después de estudios previos basados en la teoría de atractores, se identifica un plazo  $\tau_0$  para el que la predicción es óptima. En el caso de la predicción de la SST de la región Niño3, este plazo  $\tau_0$  es de aproximadamente 7 meses. La matriz  $\mathbf{A}$  se calcula a partir de las covarianzas para ese desfase  $\tau_0$ . La función de Green para cualquier plazo  $\tau$  se escribe como:

$$\mathbf{G}(\tau) = \sum_{\alpha=1}^d \mu_{\alpha} [g_{\alpha} \tau_0]^{\tau/\tau_0} \mathbf{V}_{\alpha}^T \quad (4.39)$$

Como se puede observar en la solución completa de la ecuación 4.10 la parte del ruido es crucial para mantener la oscilación, la solución de la ecuación homogénea tiene la forma de una oscilación amortiguada. Una comprensión de la naturaleza del ruido en el mantenimiento de las oscilaciones puede conseguirse a través de la determinación de la 'estructura de máximo crecimiento' definido por Penland and Sardeshmukh (1995), el cual puede ser identificado a partir de la matriz  $\mathbf{S}$  definida como

$$\mathbf{S} = \mathbf{y}(0)' \mathbf{G}(\tau)' \mathbf{G}(\tau) \mathbf{y}(0) \quad (4.40)$$

## 4.6. Medida de la habilidad predictiva

La evaluación de las predicciones se puede llevar a cabo con diferentes métodos. Todos utilizan un parámetro al que se le llama comúnmente habilidad predictiva (SK). Según sean los valores que tome SK se puede hablar de una predicción pobre, predicción útil y predicción significativa. En este trabajo para el esquema de predicción se emplean dos medidas de SK, el coeficiente de correlación y la raíz del error cuadrático medio (RMSE).

Para medir la eficacia de este esquema predictivo mediante la habilidad de correlación, que es el coeficiente de correlación entre el índice prediciendo (objetivo) estacional observado y el índice predicho con el coeficiente temporal POP, construimos un vector  $\mathbf{y}'_0 [1 \times m]$  con las  $m$  observaciones en el tiempo del índice prediciendo  $\mathbf{y}_i$ . De igual modo construimos un vector  $\mathbf{y}'_m [1 \times m]$  con los  $m$  valores predichos en el tiempo por el modelo, luego el coeficiente de correlación será:

$$r = \frac{\mathbf{y}'_0 * \mathbf{y}_m}{[\sigma(\mathbf{y}_0)\sigma(\mathbf{y}_m)]} \quad (4.41)$$

donde  $\sigma(\mathbf{y}_0)$  y  $\sigma(\mathbf{y}_m)$  son las respectivas desviaciones estándar.

La significancia de la correlación (a un nivel de confianza del 95 %) es determinado mediante una prueba de hipótesis sobre una variable  $Z$  definida como  $Z = 0,5 \ln \frac{1+r}{1-r}$  (transformación de Fisher, Fisher et al. (1921)) obtenido desde los coeficientes de correlación  $r$ . Se asume que  $Z$  sea asintóticamente normal con  $(N-2)$  grados de libertad. Por analogía con el caso de predicciones sinópticas, los valores habilidad predictiva que exceden el valor umbral de  $r_u = 0.60$  son consideradas útiles Hollingsworth et al. (1980).

La significancia del error cuadrático medio (MSE) y la correlación se la establece de acuerdo a Livezey (1995). Para lo cual, si tenemos  $\mathbf{y}_0 = \{\mathbf{y}_{0_i} \ i = 1 : n\}$ ;  $\mathbf{y}_m = \{\mathbf{y}_{m_i} \ i = 1 : n\}$  una muestra de observaciones y predicciones de la variable  $y$ , la raíz del error cuadrático medio se define como:

$$RMSE = (|\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_m|^t |\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_m|)^{1/2} \quad (4.42)$$

Esta forma de expresión tiene la ventaja que retiene las unidades de la variable de la predicción y de este modo es más fácilmente interpretable como error típico de la magnitud. Claramente el RMSE para un campo perfectamente predicho es cero, mientras más grande es el valor de RMSE

la precisión de la predicción disminuye.

Es posible estimar la significancia estadística al 95 % de esta variable de dos formas: i) utilizando la expresión de la ecuación 4.15. y ii) por consistencia con el valor de umbral de significancia estadística de la correlación. Si se supone que las predicciones y observaciones han sido temporalmente estandarizadas (media cero y desviación estándar la unidad), se tiene que

$$MSE = 2(1 - r) \quad (4.43)$$

luego

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{2(1 - r)} \quad (4.44)$$

por ejemplo, para un valor de  $r=0.36$ , el RMSE toma un valor de 1.13. Estos valores también son verificados con el modelo obtenido como  $\mathbf{y}_0 = r_u \mathbf{y}_0$ , donde  $r_u$  es el umbral útil de acuerdo a Hollingsworth et al. (1980).

#### 4.6.1. Persistencia como modelo comparativo

La persistencia en meteorología es la tendencia para que las condiciones climáticas (por ejemplo, temperatura, precipitación) permanezcan en un estado similar en sucesivos periodos de tiempo. La persistencia típicamente es caracterizada por la correlación serial o autocorrelación temporal. Esto es, la correlación de una variable consigo mismo, de modo que la autocorrelación temporal indica la correlación de la variable con sus propios valores futuros o pasados. Casi siempre, la autocorrelación es calculada como el coeficiente de correlación de Pearson. La autocorrelación a desfase de 1 (lag-1) es la manera más común de calcular la persistencia, aunque algunas veces también es de interés calcular autocorrelaciones a mayores desfases  $k$  (lag- $k$ ).

Para la valoración de la eficiencia del modelo que se ha desarrollado, se contrasta la habilidad predictiva SK del modelo con la habilidad predictiva de otros modelos más sencillos como la persistencia. La persistencia es la medida de contraste más empleada en todos los estudios de predecibilidad empírica (Barnett and Preisendorfer (1987); Johansson et al. (1998)). Como se mencionó anteriormente, consiste en calcular la autocorrelación del predictando al desfase  $\Delta t$  fijado para elaborar las predicciones, entonces si

$\mathbf{y} = \{y_i \mid i = 1 : n\}$  es el predictando, la persistencia es:

$$r_p = \frac{\sum_{j=N_0}^{N_F} (\mathbf{y}(j) - \bar{y})'(\mathbf{y}(j - \Delta t) - \bar{y})}{(\sum_{j=N_0}^{N_F} (\mathbf{y}(j) - \bar{y})^2 \sum_{j=N_0}^{N_F} (\mathbf{y}(j - \Delta t) - \bar{y})^2)^{1/2}} \quad (4.45)$$

La persistencia se calcula para el mismo periodo de validación que SK, desde  $N_0$  hasta  $N_F$ . La persistencia, sin embargo, es el modelo de predicción estadística menos refinado disponible. Falla ostensiblemente durante la primera mitad del calendario anual cuando tratamos de predecir atravesando la primavera del hemisferio norte. Por ejemplo, mientras el valor de la correlación desde Julio-Niño3.4 a Enero-Niño3.4 del siguiente año es 0.85, la correlación desde Enero a Julio atravesando la primavera es solamente de 0.03.

Por analogía, se define una  $RMSE_p$

$$RMSE_p = \sqrt{2(1 - r_p)} \quad (4.46)$$

#### 4.6.2. Validación cruzada

La validación cruzada procura usar toda la información disponible, excepto la que se va a predecir, resolviendo así el problema de la carencia de datos.

La versión más extendida de esta metodología es aquella que elimina de todo el conjunto de datos el año que se quiere predecir y realiza todos los cálculos con el resto, es decir, con los años anteriores y posteriores al citado, obteniendo así los parámetros empíricos del modelo (matriz de covarianza, autovectores, autovalores, coeficientes). Esta técnica elimina dos problemas fundamentales: el primero es la obtención de pronósticos engañosos al usar en la determinación de los parámetros del modelo, información que después se va a predecir. Este error se conoce como sobreajuste y conduce lógicamente a resultados artificiales pues se trabaja con información que se supone desconocida. El segundo problema es el del tamaño de la muestra.

El procedimiento más frecuente de validación cruzada es aquel que separa uno (o dos) datos, repitiendo el ajuste  $m$  veces, cada vez con una muestra de tamaño  $(m - 1)$  ó de  $(m - 2)$ , debido a que una (dos) de las observaciones predictandas y su correspondiente predictor son separadas. El

resultado arroja  $(m-1)$  ó de  $(m-2)$  ecuaciones diferentes de predicción. El RMSE de la predicción por validación cruzada se estima prediciendo cada observación omitida usando la ecuación desarrollada a partir de los datos  $(m-1)$  ó de  $(m-2)$ , que permanecen, calculada como la raíz cuadrada de la diferencia cuadrática entre la predicción y el predictando para cada una de esas ecuaciones y promediando las diferencias cuadráticas. De este modo, la validación cruzada separando uno (dos), utiliza todas las  $m$  observaciones del predictando para estimar la RMSE de la predicción de tal manera que permite que cada observación sea tratada , una (o dos) a la vez, como dato independiente.

## 4.7. Metodología de la aplicación de los POP

A continuación se detallan algunas características novedosas de la implementación del modelo POP en este trabajo.

### 4.7.1. Identificación de las variables del modelo reducido

En este estudio utilizamos índices climáticos para representar la variabilidad de distintas regiones (fenómenos) que tienen o pueden tener importancia para ENSO. Otros estudios estadísticos han utilizado índices para representar la variabilidad del Pacífico ecuatorial o tropical (Xu and Von Storch, 1990). Otros trabajos utilizan las componentes principales (PCs) de campos de datos en rejilla (Penland and Magorian, 1993). En esta investigación se introducen índices climáticos que representan la variabilidad tropical fuera del Pacífico o incluso extratropical. Los índices climáticos presentan la ventaja de ser robustos por definición y en la mayoría de los casos directamente observables.

Para incorporar al modelo predictivo un determinado índice climático examinamos la función de correlación cruzada con el predictor para distintos desfases. Incorporamos al modelo solo aquellos índices en que el comportamiento de esta correlación satisface una relación de realimentación con el predictor a desfases semejantes a los del plazo de la predicción.

Teniendo en mente que se desea determinar el modelo más simple que pueda representar la variabilidad anómala del Pacífico ecuatorial de manera tal que posean habilidad predictiva y significancia. El paradigma del modelo de carga-descarga (Jin, 1997) representa el estado anómalo de esta

región en términos de cuatro variables: la anomalía de profundidad de la termoclina del Pacífico oriental, la anomalía de profundidad de la termoclina del Pacífico occidental, el viento zonal del Pacífico central y la anomalía de SST del Pacífico oriental. El modelo de Clarke and Van Gorder (2003) reduce el número de variables a tres. Burgers et al. (2005) mediante la relación del viento del Pacífico central y la anomalía en profundidad de la termoclina del Pacífico oriental a la anomalía de SST del Pacífico oriental, reduce a dos el número de variables del modelo.

En este estudio, la dimensión del modelo se establece de acuerdo al proceso de parsimonia. Se inician las retropredicciones con un modelo básico de dos variables que representan el estado de la superficie anómala y la subsuperficie del océano. Luego las retropredicciones consideran un modelo que incluye una variable que proporciona información adicional y que representan el estado atmosférico. Posteriormente se comparan los valores de RMSE y habilidad predictiva de las retropredicciones conjuntamente con el comportamiento POP y su correspondiente interpretación física. Mediante la adición de una nueva variable, se efectúan retropredicciones con un modelo de cuatro variables procediendo luego a la misma comparación ... y así sucesivamente.

#### 4.7.2. Enfoque estacional

Estos modelos utilizan anomalías estacionales (de cada valor estacional de cada uno de los índices se sustrae la media estacional). Sin embargo, los residuos de la identificación del modelo presentan una dependencia en la fase estacional. Es conveniente eliminar esta dependencia (Box et al. 2008). Existen dos formas de hacerlo que se conocen como a fase fija y a fase suavizada. En la aproximación a fase fija, solo se tienen en cuenta para determinados parámetros del modelo valores con una determinada dependencia estacional. Por ejemplo, no hablamos de la matriz dinámica del modelo, sino de la matriz dinámica del modelo entre invierno y primavera, o entre otoño y primavera ... etc. Esta es una forma de incorporar la dependencia estacional en los parámetros del modelo (Blumenthal, 1991) y en el esquema de fase suavizada se incluyan armónicos que especifica la dependencia estacional entre los parámetros del modelo (OrtizBeviá, 1997).

Las características observadas en la matriz de correlación determinaron utilizar para el caso de las anomalías de SST en el Pacífico ecuatorial el

primer esquema. Este esquema también ha sido aplicado por Johnson et al. (2000). La versión estacional del modelo considera en lugar de una sola matriz dinámica, cuatro matrices dinámicas (representadas por un super índice  $s$ ), que tienen en cuenta las distintas realimentaciones que actúan en el Pacífico ecuatorial en cada estación. Para cada una de estas matrices tendremos una ecuación de la forma:

$$\frac{d\mathbf{y}^s}{dt} = \mathbf{A}^s \mathbf{y}^s + \mathbf{n}^s(t) \quad (4.47)$$

Para la ecuación de autovalores tendremos

$$\mathbf{A}^s \mathbf{U}^s = \Lambda^s \mathbf{U}^s \quad (4.48)$$

Para cada valor de  $s$  tendremos  $n$  autovalores y  $n$  autovectores.

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^s(t + \Delta t) &= \mathbf{G}^s(\Delta t) \mathbf{y}^s(t) + \\ &+ \mathbf{G}^s(t + \Delta t) \int_t^{t+\Delta t} (\mathbf{G}^s)^{-1}(\tau) \mathbf{n}^s(\tau) d\tau \end{aligned} \quad (4.49)$$

donde  $\mathbf{G}^s$  es la función de Green para la predicción de una determinada estación

$$\mathbf{G}^s(\Delta t) = \sum_{k=1}^n e^{\mu_k^s \Delta t} \mathbf{W}^{s-1} \quad (4.50)$$

y la expresión para la solución de la ecuación inhomogénea, que es la utilizada en esquema FSM será en este caso

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^s(t + \Delta t) &= \mathbf{G}^s(\Delta t) \mathbf{y}^s(t) + \mathbf{G}^s(t + \Delta t) \times \\ &\times \int_t^{t+\Delta t} (\mathbf{G}^s)^{-1}(\tau) \left( \sum_{j=1}^n \Psi_j^s \pi_j^s \mathbf{R}_j^s(\tau) d(\tau) \right) \end{aligned} \quad (4.51)$$

### 4.7.3. Cálculo de la matriz dinámica para cada plazo de predicción

En el esquema implementado en esta investigación, para cada estación del predictando se identifican matrices dinámicas con desfase desde una estación hasta un año. Para el caso en que el predictando esta en primavera se realizan otra identificación independiente de la matriz dinámica para desfases que van desde una estación a un año. De esta forma para determinar la evolución de las anomalías se tienen 4 matrices de transición por cada estación (invierno, primavera, verano y otoño) del predictando, es decir, un total de 16 matrices dinámicas. Esto supone aumentar el numero de parámetros del modelo y por lo tanto disminuir su significancia. Esta pérdida de significancia parece que viene impuesta por la dependencia estacional en el Pacífico ecuatorial. En cada uno de estos casos (predictando en una estación y predictor en otra) se realizó el análisis de la matriz dinámica en términos de los POP.

### 4.7.4. Utilización del esquema OS para la predicción

A partir del análisis en POP de cada matriz dinámica se identificaron en los coeficientes temporales una o dos POP como útiles. La predicción se realiza combinando estos coeficientes temporales.

### 4.7.5. Inclusión del FSM en la predicción

En una segunda fase, se repitieron las predicciones utilizando las características del ruido. Aplicamos la función de Green sobre el segundo miembro de ecuación no homogénea (4.11) de forma análoga al realizado por Penland and Magorian (1993). Sin embargo, resulta interesante resaltar que nuestra metodología difiere de la metodología utilizada en el modelo LIM en: *i*) que la matriz dinámica  $\mathbf{A}^s$  se recalcula para cada desfase, sin considerar un desfase óptimo. *ii*) que se adopta un enfoque estacional en consonancia con nuestro objetivo de estudiar la dependencia estacional de habilidad predictiva.

Una característica de este trabajo es el uso del análisis de las diferencias de la habilidad predictiva obtenidas para la misma predicción con uno y otro esquema para ganar conocimientos sobre la dinámica del fenómeno.



## 4.8. Validación

Para valorar la robustez del potencial predictivo de algunos índices climáticos del Pacífico tropical o extratropical que representan la variabilidad asociada a ENSO se realizaron estimaciones con los índices calculados a partir de diferentes conjuntos de datos en el mismo periodo. Para verificar estadísticamente las diferencias interdecadales detectadas en las teleconexiones, se consideraron dos periodos de estudio diferentes 1950-1979 y 1980-2012. Estos corresponden a un periodo previo y a un periodo posterior respectivamente a los cambios registrados en el océano Pacífico al final de la década de los 70 (1976-1977), Miller et al. (1994).

En el periodo reciente la serie temporal es corta (33 años), pues, sólo hemos considerado datos con información pos satelital (a partir de 1979). La validación de los resultados se efectuó empleando la técnica conocida como de retropredicción. Esto es, realizamos predicciones quitando por vez dos años de datos, de esta manera se efectuaron 31 retropredicciones por cada vez que se predice. Por otra parte, considerando que la estructura de los POP permite minimizar el RMSE y no maximizar la correlación, se procedió a comparar la habilidad de las predicciones obtenidas con el mismo predictando y al menos un predictor diferente. También se compararon los resultados de habilidad predictiva obtenidos para idénticos predictando y predictores cuando se utiliza el esquema de la POP óptima y para cuando se utiliza el esquema POP con integración con ruido .

Una medida de la eficacia de la habilidad predictiva es el coeficiente de correlación entre el índice estacional observado y el índice simulado con los coeficientes temporales POP. Los valores de habilidad predictiva superiores a 0.6 (nivel de significancia establecido de acuerdo a Hollingsworth et al. (1980)) son considerados útiles. Otra medida de la habilidad predictiva considerada es el error cuadrático medio (RMSE). En este trabajo se utilizaron ambas medidas para validar los resultados de la predicción en una serie de experimentos de validación cruzada.

El estudio se complementa con un análisis de series sintéticas para determinar la dependencia de los parámetros calculados tanto con la longitud de la serie de datos como con las características del ruido. Esto último, mediante el forzamiento del sistema con la introducción de ruido blanco gaussiano generado numéricamente, de acuerdo al esquema de integración de la ecuación del sistema seguido por Penland (1989).

#### 4.9. Identificación de condiciones extremas y condiciones normales

Para la determinación de las condiciones extremas se ha procedido a realizar una medida adicional de la habilidad predictiva utilizando la estadística sobre los umbrales, definido por:

$$CPE = \frac{\langle \mathbf{y}_m(t + \tau) * \mathbf{y}_{obs}(t + \tau) \rangle}{\sqrt{\mathbf{y}_m^2(t + \tau) * \mathbf{y}_{obs}^2(t + \tau)}} \quad (4.52)$$

con  $\mathbf{y}_{obs}(t + \tau) > \pm \sigma_t$ , la desviación estandar.

Mientras que para la determinación de las condiciones normales se evalúa por:

$$CPN = \frac{\langle \mathbf{y}_m(t + \tau) * \mathbf{y}_{obs}(t + \tau) \rangle}{\sqrt{\mathbf{y}_m^2(t + \tau) * \mathbf{y}_{obs}^2(t + \tau)}} \quad (4.53)$$

con  $\mathbf{y}_{obs}(t + \tau) < \pm \sigma_t$ .

## Capítulo 5

# Realimentaciones sobre la variabilidad del Pacífico tropical

### 5.1. Determinación de realimentaciones

Las variables utilizadas en el presente estudio son anomalías estacionales. Esto es, promedios estacionales de cada variable que son construidos a partir de la estimación de su media estacional. Los valores estacionales boreales se obtienen como un promedio de los valores de Enero, Diciembre y Febrero (DJF, de sus siglas en inglés) para el invierno; de Marzo, Abril y Mayo (MAM) para la primavera; de Junio, Julio y Agosto (JJA) para el verano y de Septiembre, Octubre, Noviembre para el otoño. Las anomalías estacionales fueron obtenidas removiendo la media estacional de los promedios estacionales. En la Figura 5.1 se representa la dependencia estacional de la desviación estándar de algunos de los índices. La selección de las variables utilizadas se basa sobre el análisis de los coeficientes de correlación a desfase, como se representan en la Figuras 5.2 y 5.3.

En la Figura 5.2, por ejemplo, se representa el coeficiente de autocorrelación estacional del Índice Niño3.4, los coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño3.4 y el Índice SO, y aquellos entre el Índice Niño3.4 y el Índice WWV, para el periodo 1980-2012. Una interesante característica de esta figura es el cambio estacional en la pendiente de función de auto correlación a desfase negativa. Además, los valores positivos

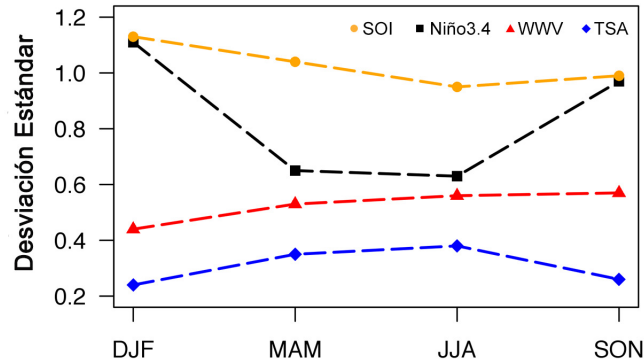


Figura 5.1: Valores de desviación estándar estacional para los Índices: Niño3.4 (cuadrados), SOI (círculos), WWV (triángulos) y TSA (diamantes) para el periodo reciente.

(negativos) de la función de auto-correlación a desfase estadísticamente significativos entre el Índice Niño3.4 y el Índice WWV a desfases negativos (positivos) respaldan la existencia de una realimentación entre las variabilidades representadas por estos índices.

En la Figura 5.3 se ha representado los coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño3.4 y alguno de los índices Tropicales: el NTA, el TSA y el IOD. Solamente las curvas entre el Índice NTA y el invierno y primavera del Índice Niño3.4 y aquellos entre el Índice TSA y el verano y el otoño del Índice Niño3.4 capturan aproximadas relaciones con rasgos de realimentación. Similares figuras han sido dibujadas para otros índices en pruebas de experimentación tanto para el periodo reciente, como para el periodo comprendido entre 1950-1979.

En la Figura 5.4 se representa los valores de los coeficientes de correlación a desfase estadísticamente significativos entre el Índice Niño3.4 y la 3era PC del campo MTT en el dominio GSE a desfase negativo (positivo) que apoya la existencia de una realimentación entre las variabilidades representadas por aquellos índices. Para fines de comparación también se ha representado en la misma figura la auto-correlación del Índice Niño 3.4 y la correlación del Índice Niño3.4 con el Índice WWV.

El Boletín de Diagnóstico del Clima provee rutinariamente valores de la

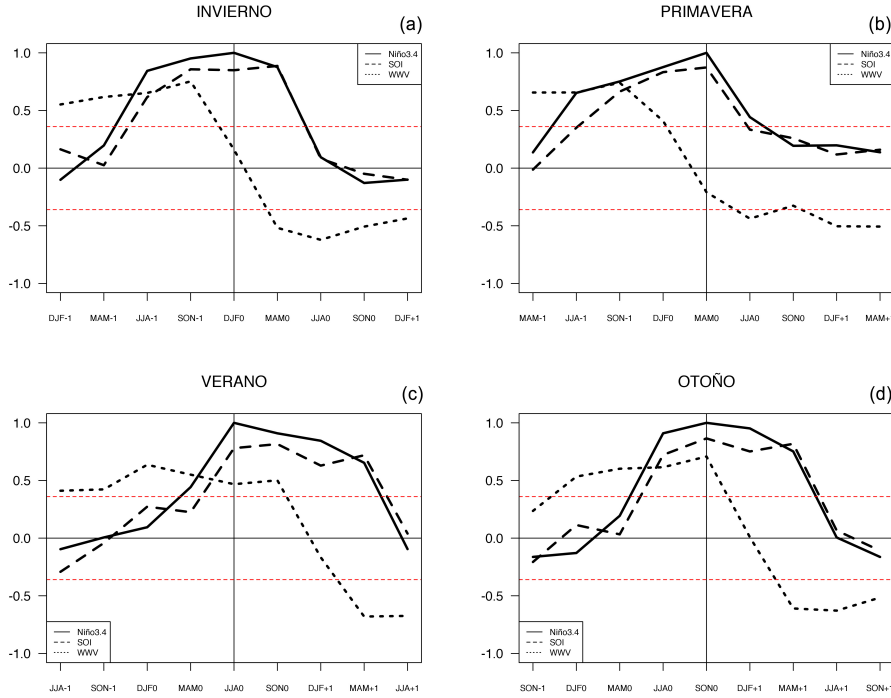


Figura 5.2: Coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño3.4 y SOI (línea discontinua), entre el Índice Niño3.4 y WWV (línea de puntos). En el fondo (línea continua) está representado la auto-correlación del Índice Niño3.4. (a) para el Niño3.4 en invierno, (b) para el Niño3.4 en primavera, (c) para el Niño3.4 en verano (d) para el Niño3.4 en otoño.

habilidad predictiva de las predicciones para el Índice Niño3.4 a desfases de una o dos estaciones. Por consiguiente, en las figuras de resultados se pone especial énfasis en desfases largos de tres o cuatro estaciones. Los valores estacionales de los coeficientes de correlación (entre cada uno de los índices climáticos y el correspondiente Índice del Niño) solamente son representados si ellos exceden el correspondiente valor de auto-correlación del Índice Niño para el desfase considerado (valor de persistencia). Sin embargo, siguiendo este criterio cuando los valores de auto correlación del Índice Niño son muy altos (significativo a un nivel de confianza del 99 %) podría conducir a engañosas conclusiones sobre la predecibilidad estacional bajo estas particulares condiciones. Para evitar este inconveniente, se considera una excepción y se representan todos los valores de potencial habilidad predictiva que están sobre el umbral de significancia estadística (en el usual 95 %

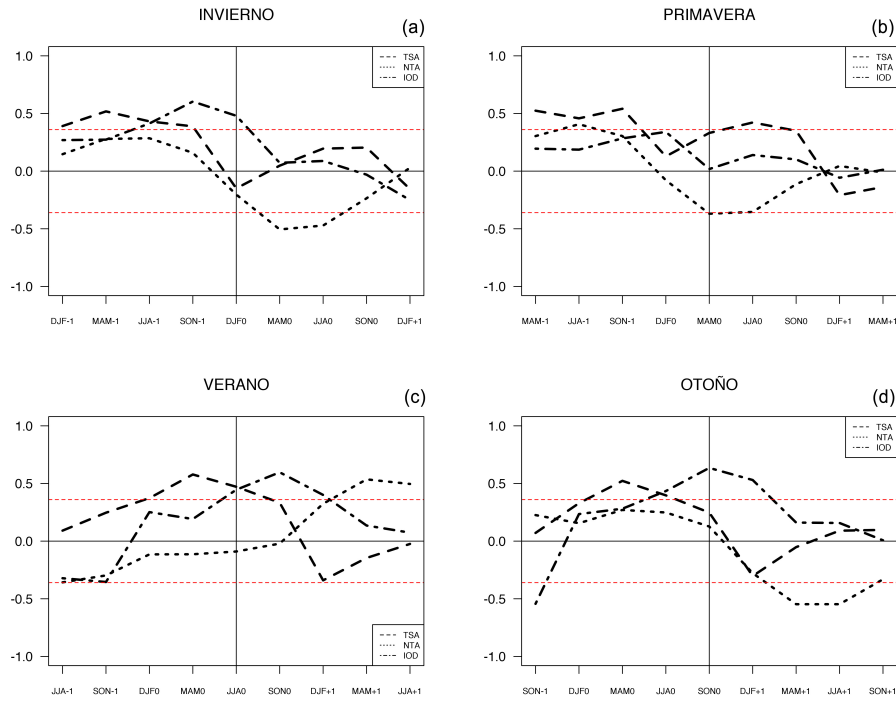


Figura 5.3: Coeficientes de correlación para distintos desfases entre el Índice Niño3.4 y IOD (línea de guión y punto), entre el Índice Niño3.4 y TSA (línea discontinua) y entre el Índice Niño3.4 y NTA (línea de puntos). (a) para el Niño3.4 en invierno, (b) para el Niño3.4 en primavera, (c) para el Niño3.4 en verano (d) para el Niño3.4 en otoño.

de nivel de confianza).

En las Figuras 5.5, 5.6 y 5.7 se representan los coeficientes de correlación con símbolos asociados a cada índice, dispuestos sobre tres columnas. La columna de la izquierda corresponde a valores de correlación de un índice de teleconexión calculado desde los datos del reanálisis de ERA-Interim (cubriendo el periodo 1980-2012) con el Índice del Niño. En el caso del Índice WWV se ha representado en esta columna los valores de correlación con el Índice WWV calculado desde Meinen and McPhaden (2000). La columna de la derecha corresponde a valores de correlación obtenidos cuando se usan índices de teleconexión estimados desde el reanálisis de NCEP para el mismo periodo, mientras que la columna central representa aquellos valores de correlación obtenidos desde el reanálisis de NCEP para el periodo de 1950-1979. En este caso, el Índice WWV corresponde al

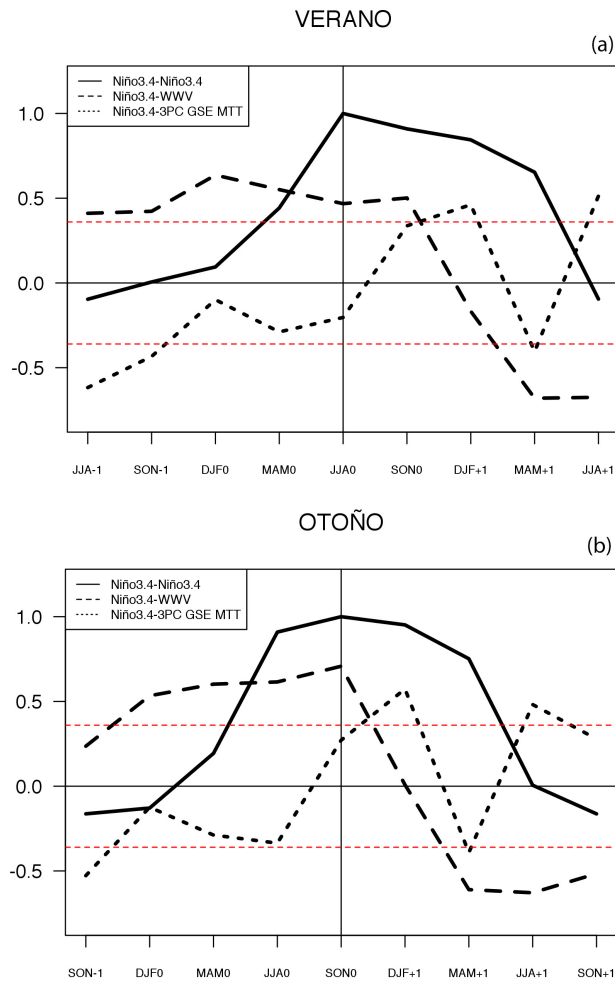


Figura 5.4: Coeficientes de correlación para distintos desfases entre el Índice Niño3.4 y WWV (línea discontinua de trazos largos), entre el Índice Niño3.4 y la 3ª PC GSE MTT (línea discontinua de trazos cortos). En el fondo la función de auto correlación del Índice Niño3.4. (a) para el Niño3.4 en invierno, y (b) para el Niño3.4 en otoño. El umbral de significancia estadística al 95% se representa por la línea discontinua en rojo.

obtenido de los índices obtenidos desde el reanálisis SODA. Los valores de los coeficientes de correlación entre uno de los índices Niño y los índices de teleconexión se obtuvieron directamente desde las observaciones (el SOI, el NTA, el TSA y el IOD) siguiendo el mismo criterio.

En a Figura 5.5 se representan los valores de correlación para el Índice

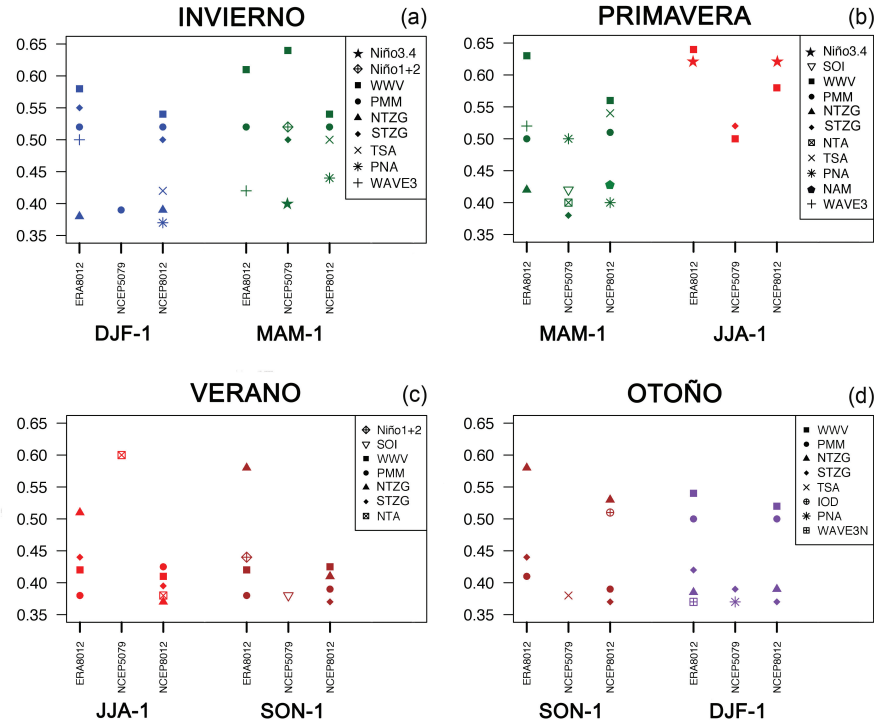


Figura 5.5: (a) Coeficientes de correlación para distintos desfases entre el Índice Niño3.4 de invierno y cada uno de los Índices Climáticos. Se han considerado solamente aquellos valores que son estadísticamente significativos y exceden el valor de autocorrelación al correspondiente desfase. Para cada desfase, los valores de correlación se representan en la columna de la izquierda cuando dichos valores son obtenidos con los datos del reanálisis de ERA-Interim. En la columna de la derecha si son obtenidos desde el reanálisis de NCEP en el periodo reciente (1980-2012) y en la columna central si son obtenidos con los datos de NCEP en el periodo anterior (1950-1979). (b) como en (a) pero para el Índice Niño3.4 en primavera. (c) como en (a) pero para el Índice Niño3.4 en verano. (d) como en (a) pero para el Índice Niño3.4 en otoño.

Niño3.4. Una inspección de la misma, da cuenta que en el periodo reciente, el numero de potenciales predictores de este índice es mayor cuando se tiene como objetivo el invierno o la primavera. El potencial predictivo es medido a dos diferentes desfases en las cuatro estaciones como objetivo. En este caso, el Índice WWV es un predictor significativo en 7 de los 8 casos considerados (sus valores de los coeficientes de correlación son estadísticamente significativos sobre un umbral al 95 % de confianza). Además es significativamente alto en uno de los 6 casos. El siguiente índice seleccionado con más



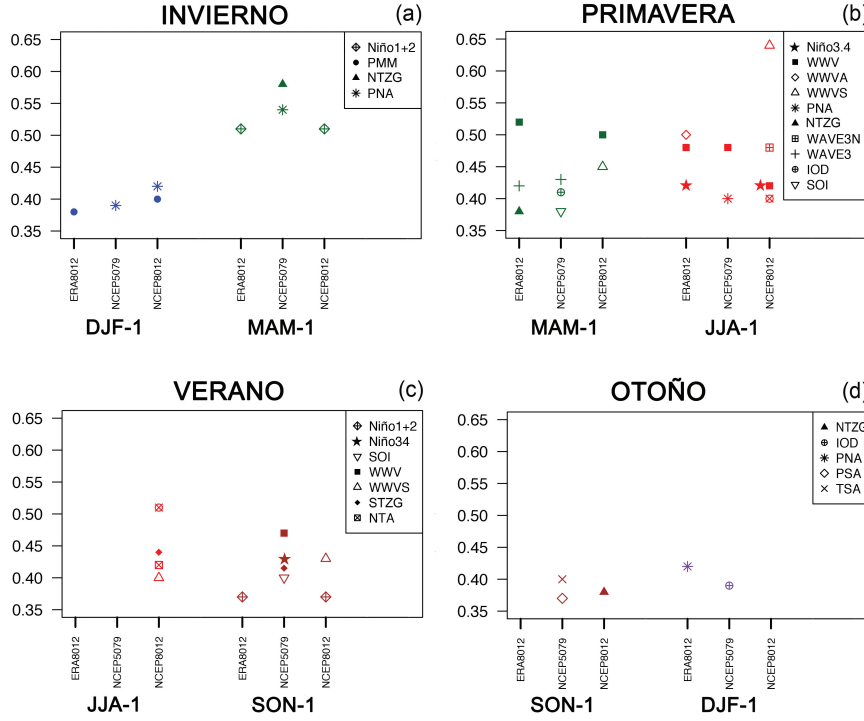


Figura 5.6: (a) Coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño1+2 de invierno y cada uno de los índices Climáticos. Se han considerado solamente aquellos valores que son estadísticamente significativos y exceden el valor de autocorrelación al correspondiente desfase. Para cada desfase, los valores de correlación se representan en la columna de la izquierda cuando dichos valores son obtenidos con los datos del reanálisis de ERA-Interim. En la columna de la derecha si son obtenidos desde el reanálisis de NCEP en el periodo reciente (1980-2012) y en la columna central si son obtenidos con los datos de NCEP en el periodo anterior (1950-1979). (b) como en (a) pero para el Índice Niño1+2 en primavera. (c) como en (a) pero para el Índice Niño1+2 en verano. (d) como en (a) pero para el Índice Niño1+2 en otoño.

frecuencia es el PMM (significativo en 6 de los 8 caos considerados, y significativamente alto en 4 de ellos). Las potencialidades del Índice PMM parece emerger recientemente; Zhang et al. (2014) ha mostrado como la variabilidad de PMM puede ser afectada por la climatología de fondo. Mientras que aquellas relaciones lineales entre el STZG y el Índice Niño3.4 se han debilitado en años recientes.

En el caso del Índice STZG, este es seleccionado como predictor en 4 de

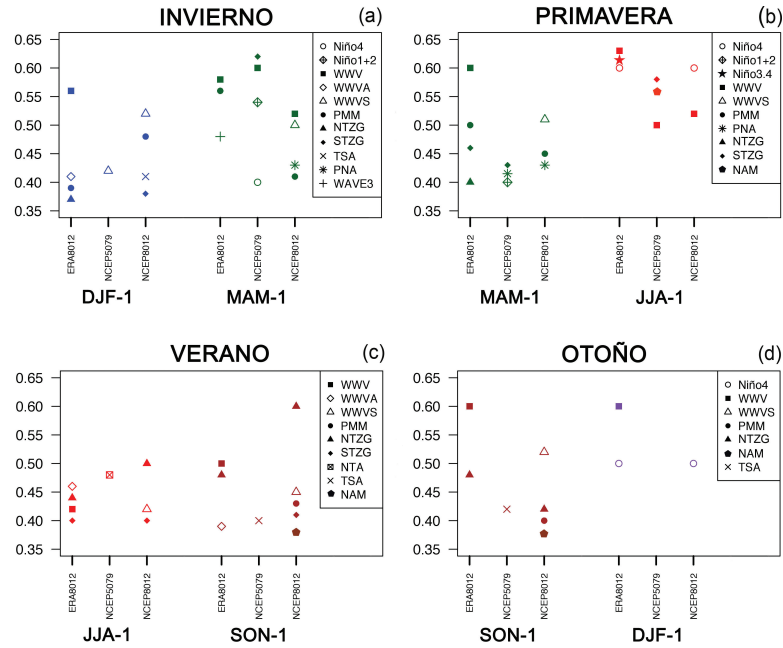


Figura 5.7: (a) Coeficientes de correlación a desfase entre el Índice Niño4 de invierno y cada uno de los Índices Climáticos. Se han considerado solamente aquellos valores que son estadísticamente significativos y exceden el valor de autocorrelación al correspondiente desfase. Para cada desfase, los valores de correlación se representan en la columna de la izquierda cuando dichos valores son obtenidos con los datos del reanálisis de ERA-Interim. En la columna de la derecha si son obtenidos desde el reanálisis de NCEP en el periodo reciente (1980-2012) y en la columna central si son obtenidos con los datos de NCEP en el periodo anterior (1950-1979). (b) como en (a) pero para el Índice Niño4 en primavera. (c) como en (a) pero para el Índice Niño4 en verano. (d) como en (a) pero para el Índice Niño4 en otoño.

los 8 casos considerados, siendo significativamente alto solamente en uno de ellos. Los valores previos del Índice Niño3.4 es retenido como un potencial predictor solamente en dos casos. La teleconectividad de TSA parece haber mejorado en el periodo reciente, para todas las estaciones, especialmente para invierno y primavera pero solamente a desfases de tiempo inferiores a tres estaciones. Los Índices extratropicales fueron también seleccionados en pocas ocasiones como potenciales predictores aunque en ninguna con significancia alta. Adicionalmente, no existe concordancia entre la significancia de las correlaciones determinadas para los mismos índices de teleconexión extratropical identificados desde diferentes reanálisis.

La Figura 5.6 presenta los valores de los coeficientes de correlación entre el Índice Niño1+2 y cada uno de los índices de teleconexión a plazos mayores a dos estaciones. En este caso el número de potenciales predictores es mucho mayor en primavera, seguido por el invierno y verano y al último los de otoño. El potencial predictor seleccionado con mayor frecuencia es el Índice WWV junto a la persistencia en 2 de los 8 casos. El otro predictor seleccionado consistentemente es el PMM. Los valores de correlación marcados por el Índice Niño 4 con sus potenciales predictores, se representan en la Figura 5.7, tiene algunos rasgos característicos comunes aquellos encontrados para el Índice Niño3.4, así por ejemplo, la dependencia estacional sobre la estación objetivo. En éste también el Índice WWV es el predictor más frecuentemente seleccionado. El Índice PMM (seleccionado en 3 de los 8 casos) está en segundo lugar. Las predicciones sobre la base de la persistencia tiene un potencial predictivo solamente en dos de las casos estudiados.

## 5.2. Cambios en las realimentaciones

Se evidencian cambios en la predecibilidad en el periodo reciente respecto al anterior, pero los cambios no parecen señalar alguna dirección definitiva. Se ha verificado estadísticamente la existencia de cambios significativos. Esta significancia se encontró solamente para el gradiente anómalo de SST tropical del Sur (Índice STZG) y en los casos del Niño3.4 (Figura 5.8) y el Niño 4, para tres diferentes desfases. Para algunos de los coeficientes de correlación entre el Índice Niño3.4 y el índice TSA, el rechazo estadístico es solamente por un margen muy estrecho (Figura 5.9).

La robustez de estos resultados han sido verificados cambiando levemente los periodos considerados (por ejemplo, el mismo análisis fue efectuado para el periodo 1950-1975 y para el periodo 1980-2008). Previos estudios (Gershunov and Barnett (1998); Sterl et al. (2007)) han sido conscientes de las dificultades para verificar la significancia de los coeficientes de correlación entre ENSO y los índices de teleconexión atmosférica. Sin embargo, se debe mencionar que este caso es más claro que los casos considerados en ellos. Estos resultados, señalan solamente las diferencias significativas en el caso de los índices derivados desde el campo anómalo mensual SST.

La distribución de probabilidad de este campo puede pensarse como normal, contrariamente a lo que sucede en el caso de las anomalías de pre-

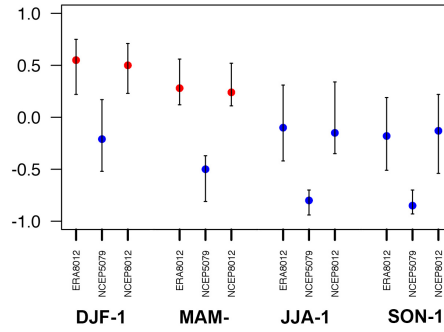


Figura 5.8: Valores de correlación positivo(negativo) entre el Índice Niño3.4 de invierno y el Índice STZG (representados con un punto rojo(azul)). Las barras indican los intervalos de confianza al 95% de nivel de confianza. Para cada desfase, los valores de correlación se muestran en la columna de la izquierda si fueron calculados con el Índice STZG obtenido desde el reanálisis de ERA-Interim, en la columna de la derecha si el Índice fue obtenido desde el campo de SST de NCEP en el periodo reciente (1980-2012) y sobre la columna central si fue derivado desde los datos NCEP en el periodo anterior (1950-1979)

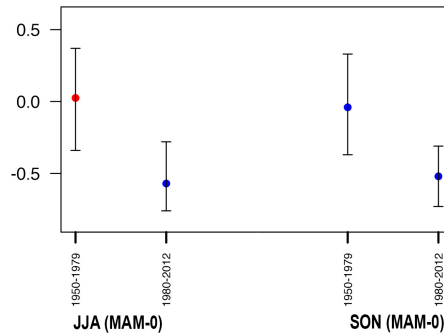


Figura 5.9: Valores de correlación positivo(negativo) entre el Índice Niño3.4 de verano y el Índice TSA de la primavera precedente(representados con un punto rojo(azul)) se muestran en la primera columna para el periodo anterior y en la segunda columna para el periodo reciente. Similarmente los valores de correlación entre el Índice Niño3.4 de otoño y la primavera previa del Índice TSA son representados en la tercera (periodo anterior) y cuarta (periodo reciente) columna. Las barras representan los intervalos de confianza.

cipitación o los campos atmosféricos estudiados en Gershunov and Barnett (1998) y Sterl et al. (2007) respectivamente.

## Capítulo 6

# La predecibilidad del Pacífico ecuatorial

### 6.1. Predecibilidad del Índice Niño3.4

Para determinar la predecibilidad del Índice Niño3.4 como se mencionó en la metodología , se efectuaron en primera instancia una serie de experimentos con el objetivo de determinar la mínima dimensión del modelo que capture la evolución esencial del sistema. Se inició con un modelo básico cuyas variables fueron los Índices Niño3.4 y el WWV (el modelo NW). A partir de las observaciones (anomalías estacionales), se identifica una matriz dinámica para un desfase y una estación, lo cual produce 16 matrices dinámicas. Luego se analiza sus POPs, determinando las características de su evolución temporal (frecuencia y coeficientes temporales empíricos) y el correspondiente operador  $\mathbf{G}(\tau)$ . Se analizan los residuos del modelo en términos de sus EOFs, construyendo dos conjuntos de retropredicciones para el periodo 1980-2012, usando los dos esquemas predictivos denominados OS y FSM, así como estimando la correlación-cruzada y el RMSE de aquellas retropredicciones. Posteriormente se construyeron modelos básicos de tres variables (el modelo NSW) añadiendo el Índice SO a las variables anteriores y procediendo a calcular con este, de la misma manera como en el caso del modelo básico de dos variables.

A continuación, se ensayó con un considerable número de modelos de cuatro variables contruidos por la adición al modelo NSW una variable escogida entre los índices que han sido seleccionados anteriormente como

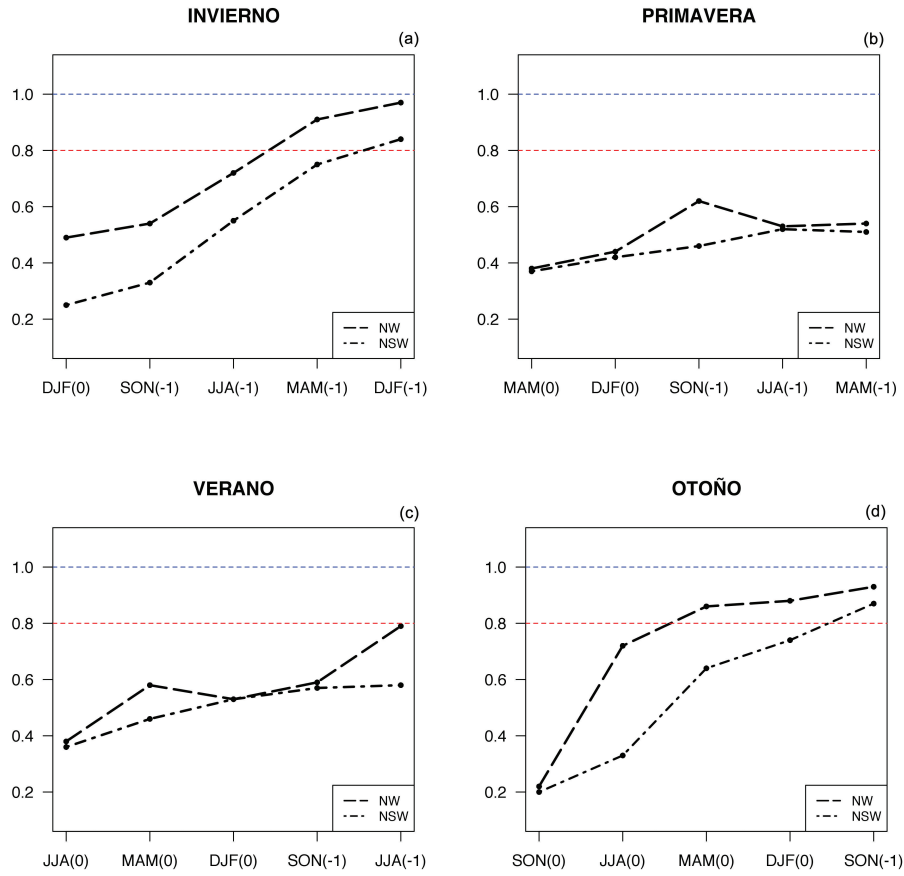


Figura 6.1: Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retropredicción con los modelos NW (línea discontinua) y del modelo NSW (línea discontinua punto-guión) a diferentes desfases, para cuando el Índice Niño3.4 está en: (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. La línea discontinua en azul representa el umbral de la significancia estadística a un nivel de confianza del 95%. La línea discontinua en rojo representa el umbral arbitrario para predicciones útiles derivado por Hollingsworth et al. (1980)

precursores de ENSO, así por ejemplo el Índice ISV, el Índice IOD o el Índice TSA. El relativo desempeño de los modelos de dos, tres y cuatro variables son comparados sobre la base de las correlaciones cruzadas y los valores de RMSE de las retropredicciones así como sobre la base del análisis POP.

Los resultados muestran que aunque el modelo NSW produce habilidades predictivas de correlación cruzada ligeramente superiores al modelo NW, sus valores de RMSE son considerablemente más bajos en todas las estaciones, pero especialmente en invierno y otoño, como se indica en la Figura 6.1. Esta mejora no se produce para los valores de correlación cruzada y de RMSE hallados con los modelos de cuatro variables en comparación con aquellos hallados para el modelo básico NSW.

Adicionalmente, los resultados del análisis POP de las matrices dinámicas del modelo de tres variables son siempre consistentes con el esquema POP teórico, esto es, siempre existe un par de autovalores complejos y un autovalor real. Por el contrario, en el caso de los modelos de dos y cuatro variables, para algunas estaciones y desfases, el análisis POP presenta características que no son consistentes con la evolución del esquema POP (por ejemplo todos los autovalores son reales). Basados sobre estos resultados, se selecciona al modelo de tres variables como la herramienta básica para los estudios de predecibilidad.

## 6.2. Modelos de tres variables

El modelo usado como referencia incluye solamente variables ecuatoriales: Los índices Niño 3.4, el SOI y el WWV (modelo NSW). Los valores de los coeficientes de correlación estacional obtenidos con este modelo bajo el esquema predictivo OS son representados en la Figura 6.2 con círculos negros conectados por una línea discontinua (punto-guión). En la misma figura los símbolos conectados con línea discontinua representan los valores de coeficientes de correlación obtenidos con el modelo usando el esquema predictivo FSM. Se puede apreciar en esta figura que los valores de habilidad predictiva con el esquema OS (sin ruido) decaen suavemente en invierno y primavera, permaneciendo útiles para plazos de tiempo solamente hasta tres estaciones o un año respectivamente. Sin embargo, los valores para verano permanecen útiles solamente hasta dos estaciones de plazo, mientras que para el caso de otoño la habilidad predictiva está por debajo del umbral de significancia a un plazo de dos estaciones, recupera a tres estaciones y cae nuevamente.

Utilizando el esquema de predicción más sofisticado FSM (incluyendo ruido) se producen valores de los coeficientes correlación en invierno útiles en todo los plazos y valores útiles en otoño a un plazo de hasta tres estacio-

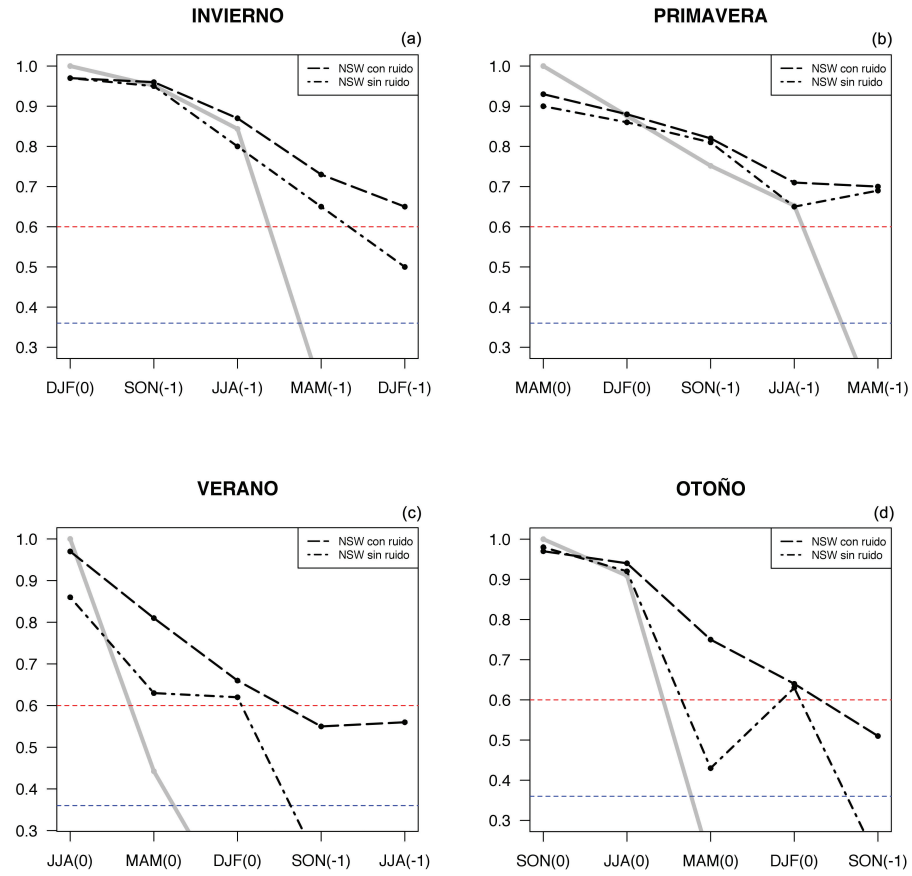


Figura 6.2: Habilidad de correlación cruzada entre las observaciones y retropredicciones con el modelo NSW, para el Índice Niño3.4 en: (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Los valores conectados con una línea discontinua de punto-guión fueron obtenidos con el esquema predictivo OS y aquellos conectados con una línea discontinua con el esquema predictivo FSM. En el fondo se ha representado con una línea gris, la correlación cruzada de la retropredicción asumiendo la persistencia del Índice Niño3.4. La línea discontinua en azul representa el umbral de la significancia estadística a un nivel de confianza del 95%. La línea discontinua en rojo representa el umbral arbitrario para predicciones útiles propuesto por Hollingsworth et al. (1980)

nes, pero no tiene el mismo éxito en los casos de verano y otoño. La medida



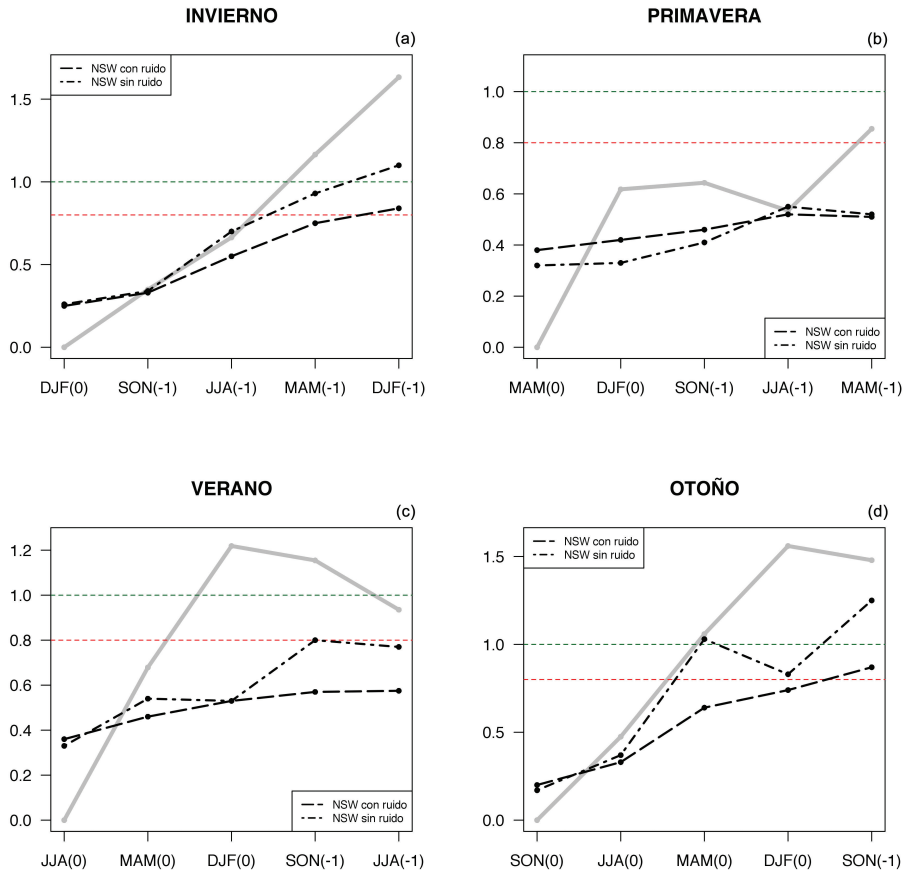


Figura 6.3: Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retropredicción con el modelo NSW, para el Índice Niño3.4 en: (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Los valores conectados con una línea discontinua de punto-guion fueron obtenidos con el esquema predictivo OS y aquellos conectados con una línea discontinua con el esquema predictivo FSM. En el fondo se ha representado con una línea gris, los valores de RMSE de retropredicción asumiendo la persistencia del Índice Niño3.4. La línea discontinua en azul y en rojo representan los mismos umbrales como en la figura 6.1

de la habilidad predictiva dada por el RMSE son mejores, como se esperaba de un modelo que está diseñado para minimizar esta cantidad (Figura 6.3). Los valores de RMSE obtenidos con el modelo NSW en el esquema

predictivo OS son útiles en casi todos los plazos y estaciones con dos excepciones. Estos resultados pueden solamente ser explicados parcialmente por los valores de correlación y RMSE, producidos sobre la base de asumir los valores de la persistencia del Niño3.4, los cuales son representados en las Figuras 6.2 y 6.3 con una línea gruesa de color gris.

A continuación se presentan las series temporales predichas que arrojan las retropredicciones utilizando el modelo NSW, para el periodo 1980-2012. En la Figura 6.4 se muestra dichas series para la predicción del Índice Niño3.4 de invierno desde el año anterior para las estaciones de inicialización.

Las Figuras 6.5a y 6.5b muestran las series temporales predichas para el Índice Niño 3.4 de primavera desde el año anterior y desde el mismo año, respectivamente. En forma análoga las graficas de las Figuras 6.6 y 6.7 para el Índice Niño3.4 de verano y de otoño, respectivamente.

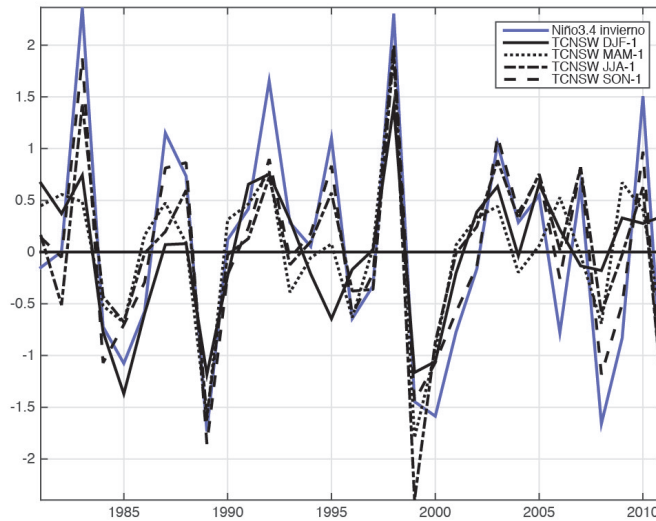


Figura 6.4: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de invierno (azul) con el modelo NSW desde estaciones en el año anterior. Línea sólida desde DJF-1, línea de puntos MAM-1, línea discontinua de guión y punto desde JJA-1 y línea discontinua desde SON-1

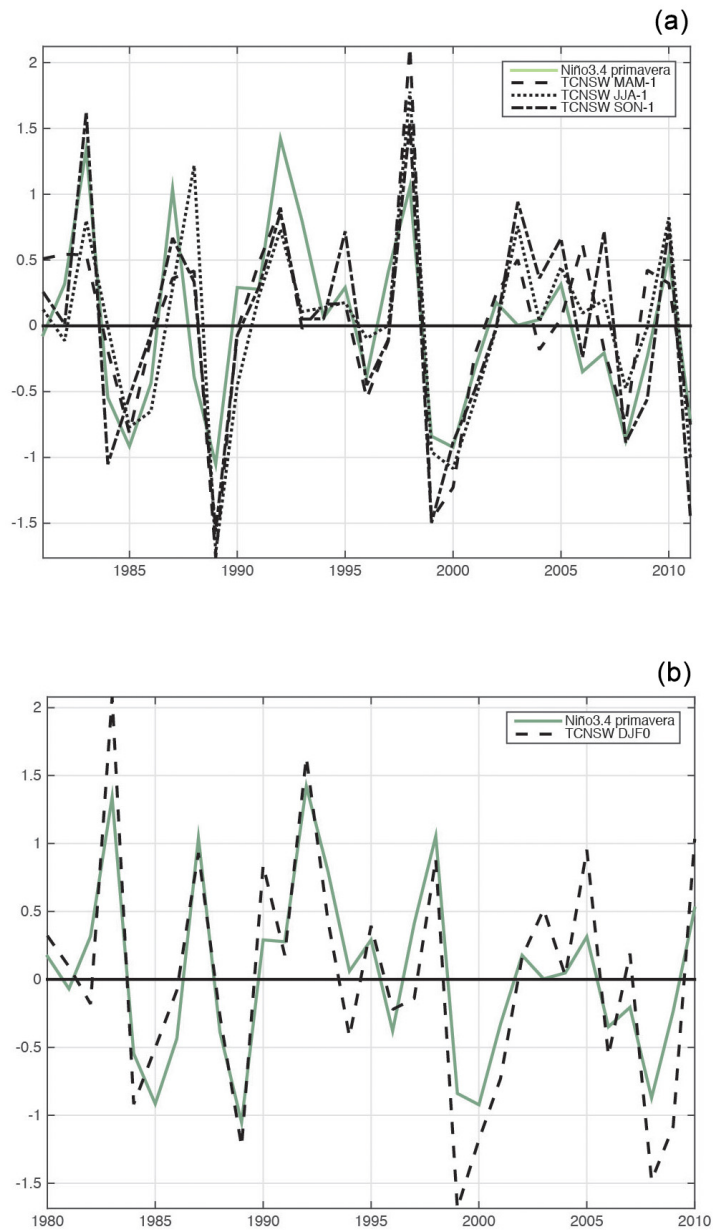


Figura 6.5: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de primavera (verde) con el modelo NSW desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde las estaciones MAM-1, JJA-1 y SON-1 en el año anterior. (b) desde la estación DJF0 en el mismo año.

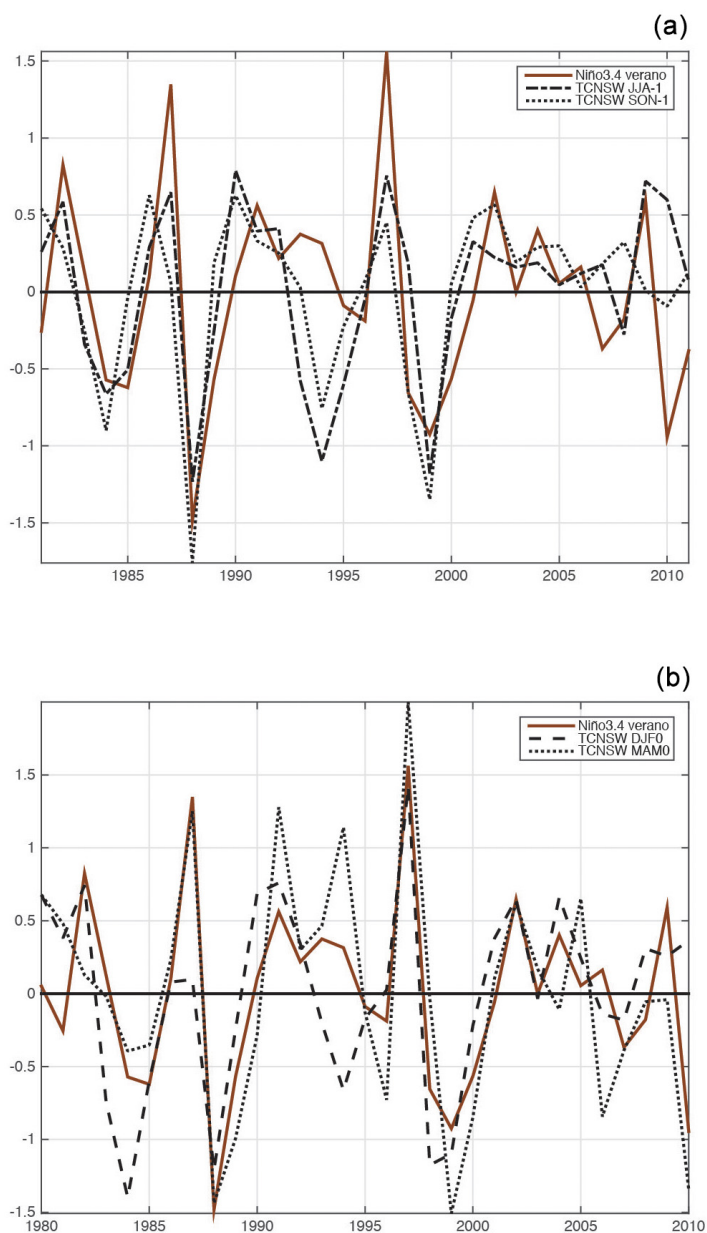


Figura 6.6: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de verano (marron) con el modelo NSW desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde las estaciones JJA-1 y SON-1 en el año anterior. (b) desde las estaciones DJF0 y MAM0 en el mismo año.

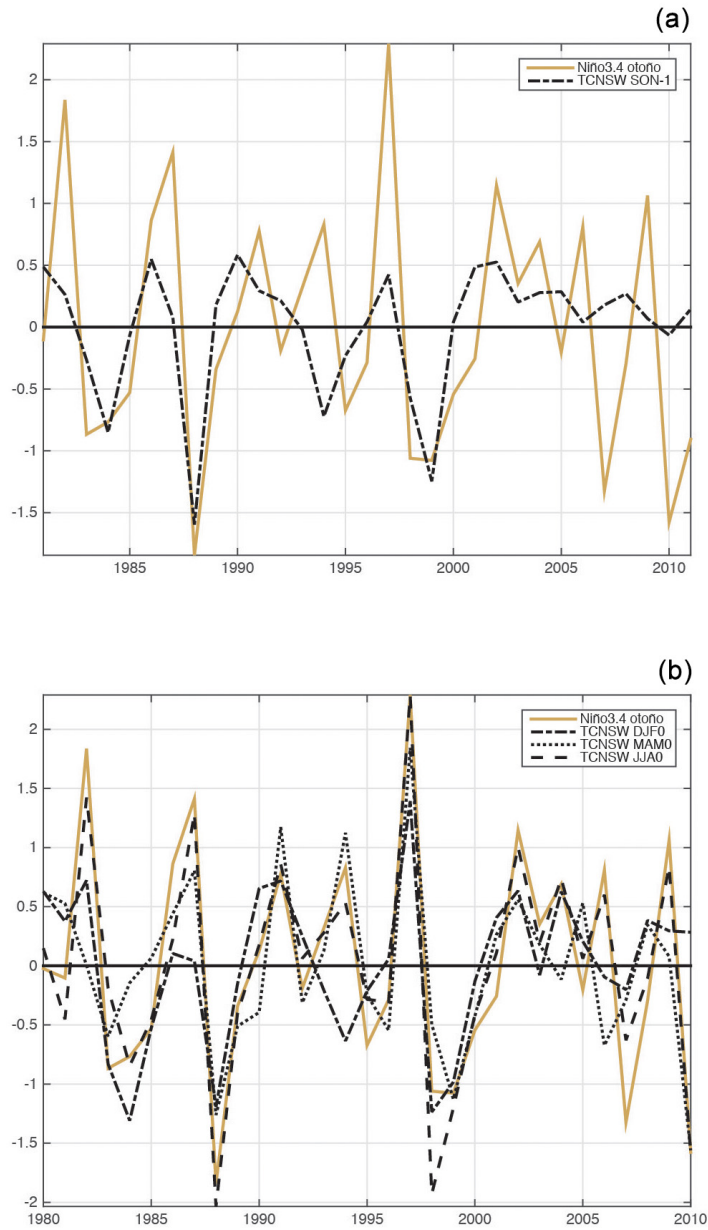


Figura 6.7: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de otoño (naranja) con el modelo NSW desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde la estación SON-1 en el año anterior. (b) desde las estaciones DJF0, MAM0, y JJA0 en el mismo año.

### 6.3. Modelos con variables tropicales

Otros modelos de tres variables utilizados incluyen como tercera variable, en lugar del Índice SOI, o el Índice PMM, o uno de los dos índices zonales (o el Índice NTZG o el Índice STZG). Estos modelos son etiquetados como NWPM, NWNTZG Y NWSTZG. El modelo que considera los efectos que las anomalías de SST en la región del Atlántico Tropical podría tener sobre la circulación de Walker tropical, incluye como variable al Índice TSA (modelo NWTSA). En la Tabla 6.1 se da una descripción de los modelos usados con sus correspondientes acrónimos. El modelo de mejor desempeño es el NWTSA cuyos valores de los coeficientes de correlación y RMSE se indican en las Figuras 6.8 y 6.9 respectivamente. Si se compara los valores de los coeficientes de correlación y RMSE producidos por este modelo (línea discontinua de punto-guión) con aquellos producidos por el modelo NSW, ambos utilizando el esquema predictivo OS, representado en la Figura 6.2 con la misma línea, se puede apreciar el mejoramiento en invierno y el deterioro de los valores de correlación en verano. Sin embargo, los valores de los coeficientes de correlación y RMSE producidos usando el esquema predictivo FSM son bastante similares.

Para complementar el estudio, también se ha evaluado las retropredicciones producidas por otros modelos de tres variables, considerando solamente aquellos valores que son mejores que los producidos por el modelo NWTSA bajo el esquema predictivo FSM, cabe señalar que las diferencias en estos casos no son muy relevantes pero dicha información puede ser útil para algún colega investigador.

ACRÓNIMO	MODELO con Índices
NW	Niño3.4 y WWV
NSW	Niño3.4, SOI y WWV
NWTSA	Niño3.4, WWV y TSA
NWISV	Niño3.4, WWV y ISV
NWPM	Niño3.4, WWV y PMM
NWNTZG	Niño3.4, WWV y NTZG
NWSTZG	Niño3.4, WWV y STZG

Tabla 6.1: Acrónimos de los diferentes modelos utilizados según sus variables

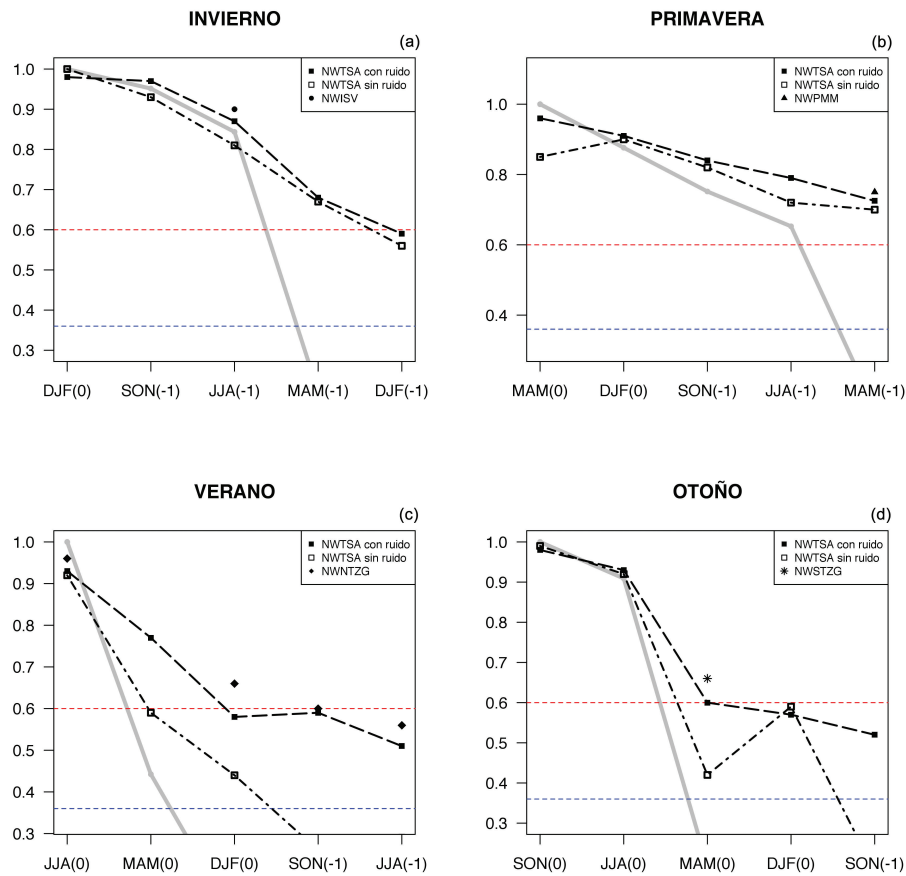


Figura 6.8: Habilidad de correlación cruzada entre las observaciones y retropredicciones con el modelo NWTSA, para el Índice Niño3.4 en: (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Los valores conectados con una línea discontinua de punto-guión fueron obtenidos con el esquema predictivo OS y aquellos conectados con una línea discontinua con el esquema predictivo FSM. Como en la Figura 6.2 la línea gris representa la correlación cruzada de la persistencia. La línea discontinua en azul y en rojo representan los mismos umbrales de la Figura 6.2. Los símbolos individuales (círculo, triángulo, diamante y estrella) representa la correlación cruzada de los modelos (NWISV, NWPMM, NWNTZG y NWSTZG) cuyos valores son mejores que aquellos obtenidos a ese desfase con el modelo NWTSA

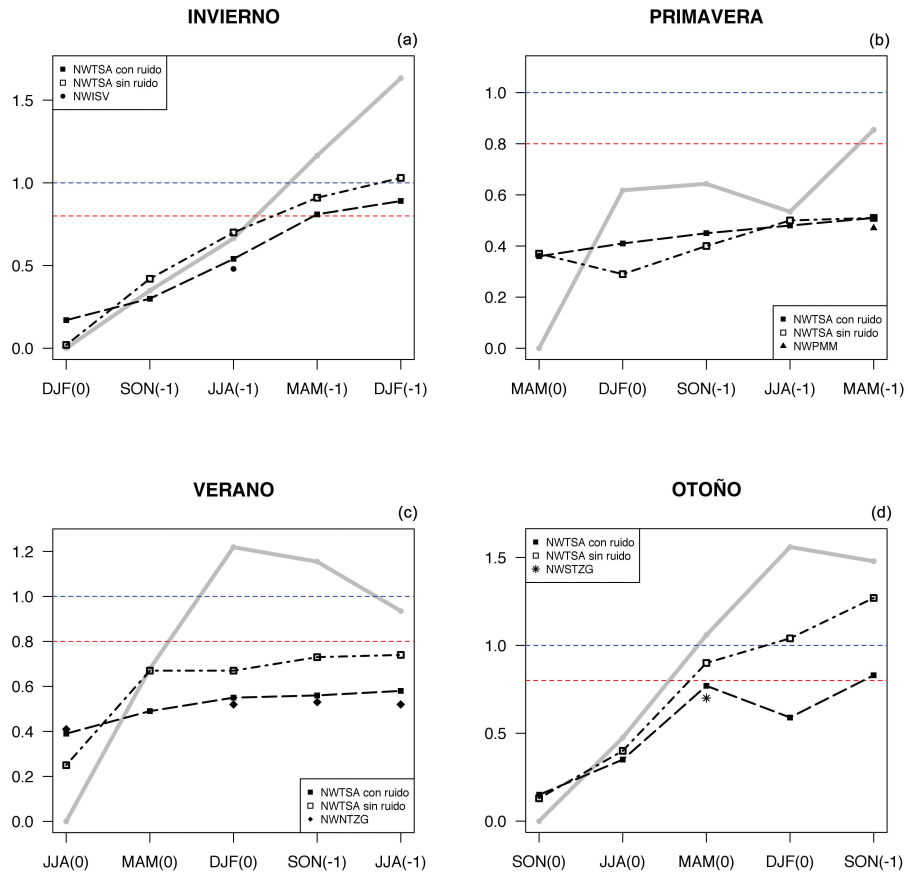


Figura 6.9: Comparación de los valores de RMSE obtenidos por retropredicción con el modelo NWTSA, para el Índice Niño3.4 en: (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Los valores (cuadrados) conectados con una línea discontinua de punto-guion fueron obtenidos con el esquema predictivo OS y aquellos (cuadrados negros) conectados con una línea discontinua con el esquema predictivo FSM. Sobre el fondo se ha representado con una línea gris los valores de RMSE de la persistencia. La línea discontinua en azul y en rojo representan los mismos umbrales de la Figura 6.2. Los símbolos individuales (círculo, triángulo, diamante y estrella) representan los valores de RMSE de los modelos (NWISV, NWPMM, NWNTZG y NWSTZG) cuyos valores son mejores que aquellos obtenidos a ese desfase con el modelo NWTSA



Las series temporales predichas que se obtienen con retropredicciones utilizando el modelo NWTSA, para el periodo 1980-2012 se presentan en las Figuras 6.10-6.13. En la Figura 6.10 se muestra dichas series temporales para la predicción del Índice Niño3.4 de invierno desde el año anterior para las estaciones de inicialización indicadas DJF-1, MAM-1, JJA-1 Y SON-1.

Las Figuras 6.11a y 6.11b muestran las series temporales predichas para el Índice Niño 3.4 de primavera desde estaciones del año anterior y desde estaciones del mismo año, respectivamente. De manera similar en las gráficas de las Figuras 6.12 y 6.13 se representan las series predichas para el Índice Niño3.4 de verano y de otoño, en su orden.

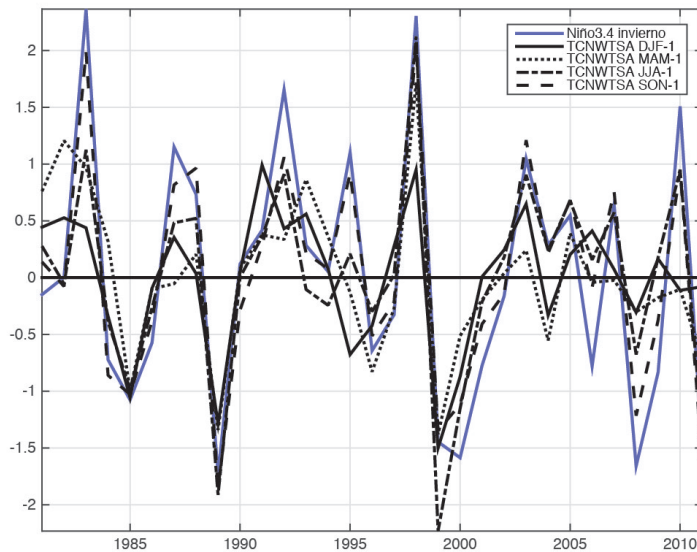


Figura 6.10: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de invierno (azul) con el modelo NWTSA desde algunas estaciones de inicialización en el año anterior. Línea sólida desde DJF-1, línea de puntos MAM-1, línea discontinua de guión y punto desde JJA-1 y línea discontinua desde SON-1.

Respecto a los dos esquemas de predicción utilizado, se puede destacar que se han encontrado casos donde las diferencias de habilidad predictiva producidas por uno u otro esquema predictivo parecen ser importantes. Por ejemplo, tal es el caso de las retropredicciones par el Niño de verano con el modelo NSW inicializado desde la primavera , como se muestra en la Figura

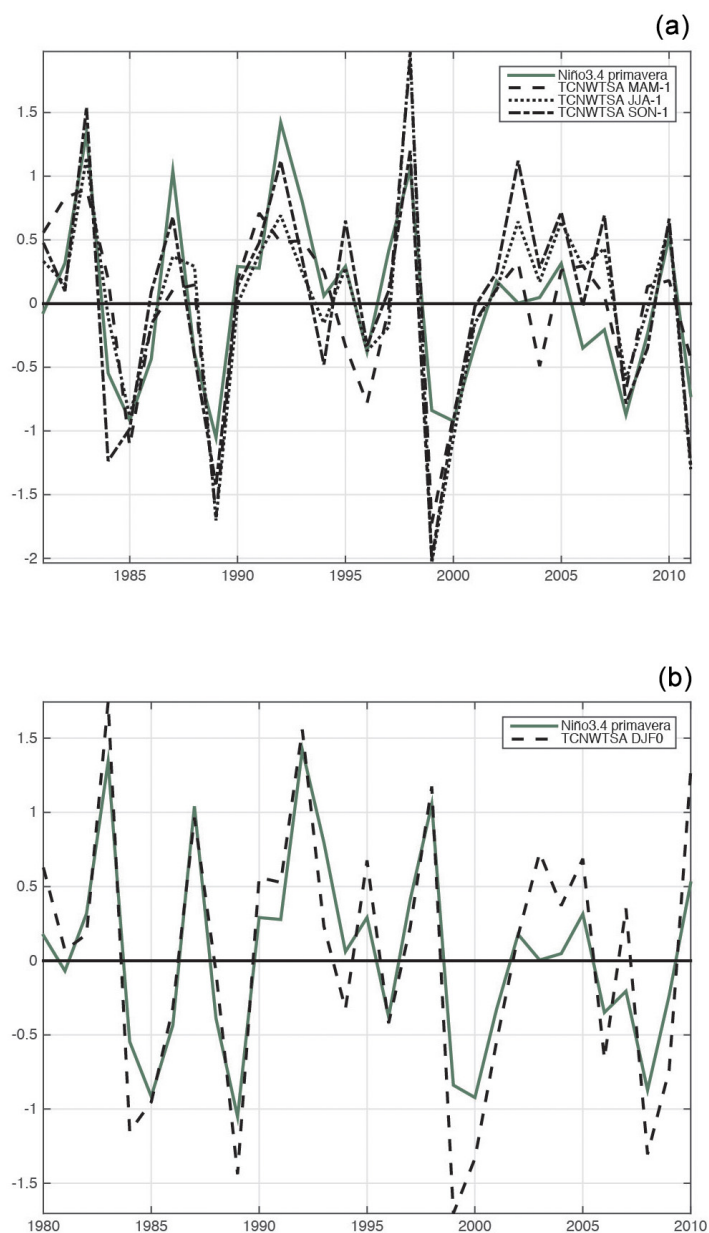


Figura 6.11: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de primavera (verde) con el modelo NWTSA desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde las estaciones MAM-1, JJA-1 y SON-1 en el año anterior. (b) desde la estación DJF0 en el mismo año.

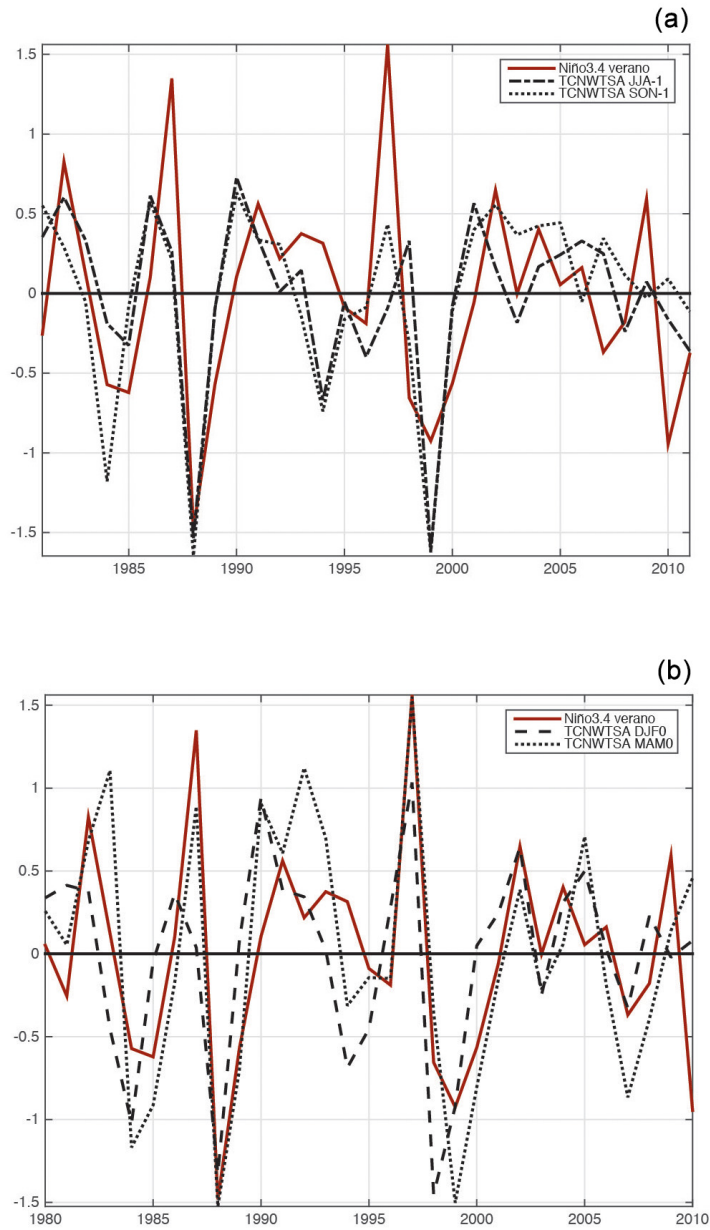


Figura 6.12: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de verano (marron) con el modelo NWTSA desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde las estaciones JJA-1 y SON-1 en el año anterior. (b) desde las estaciones DJF0 y MAM0 en el mismo año.

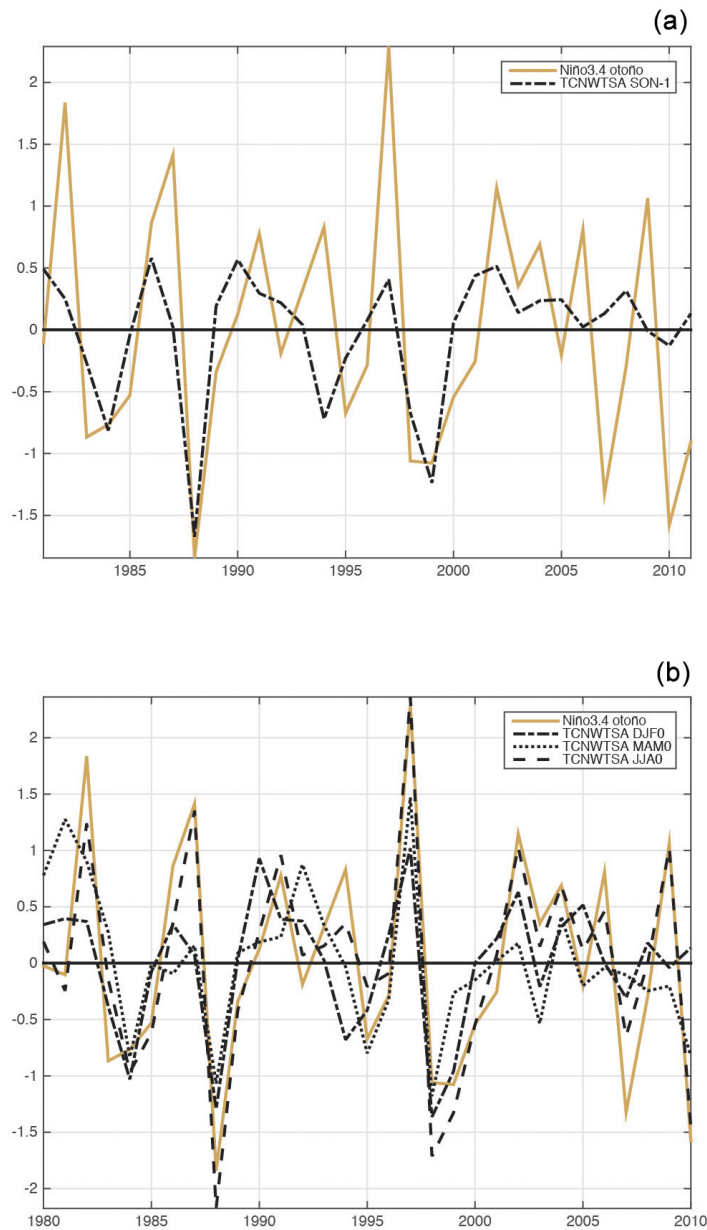


Figura 6.13: Series temporales predichas del Índice Niño3.4 de otoño (naranja) con el modelo NWTSA desde algunas estaciones de inicialización. (a) desde la estación SON-1 en el año anterior. (b) desde las estaciones DJF0, MAM0 y JJA0 en el mismo año.

6.2. En este caso, se busca ganar algo de entendimiento en la naturaleza del ruido a través de la denominada “estructura de crecimiento óptimo”. Entre esos casos los de más rápido crecimiento corresponden a las retropredicciones desde la primavera ya mencionado anteriormente (el exponente de crecimiento es aproximadamente cero) y su “patrón de crecimiento óptimo” es representado en la Figura 6.14a. Un rasgo resaltable en esta figura es la importante anomalía en la región de la Zona de Convergencia del Pacífico Sur (South Pacific Convergence Zone, SPCZ). Otro de esos casos es para las retropredicciones del Niño de otoño desde la condiciones iniciales de primavera; su patrón de crecimiento óptimo, representado en la Figura 6.14b, tiene las característica de un evento cálido del Pacífico oriental y su exponente de crecimiento ( $-0.25$ ) indica un amortiguamiento.

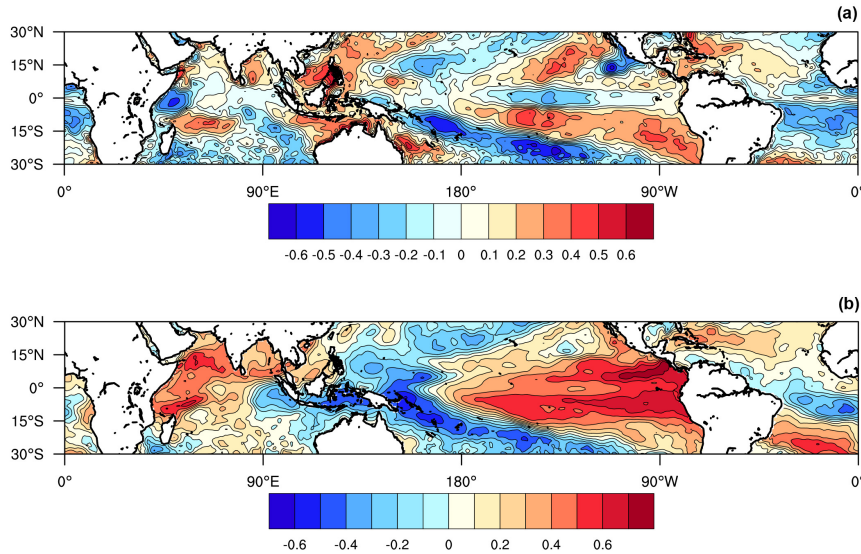


Figura 6.14: (a) Estructura de crecimiento óptimo con el modelo NSW para retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano desde la primavera precedente. (b) como en (a) pero para el Índice niño3.4 de otoño.

Los valores de los coeficientes de crecimiento óptimo (OG, Optimal Growth) por estación del Índice Niño3.4 utilizando el modelo NSW se representan en la Figura 6.15a. En esta figura se destacan los valores de OG para el Índice Niño3.4 de verano desde la primavera anterior (MAM0) y del Índice Niño3.4 de primavera desde el invierno previo (DJF0). En la Figura 6.15b se ha graficado los coeficientes de crecimiento óptimo por estación del Índice Niño3.4 utilizando el modelo NWTSA, es éste se aprecia un va-

lor importante de OG para el Índice Niño3.4 de invierno desde el otoño anterior (SON-1).

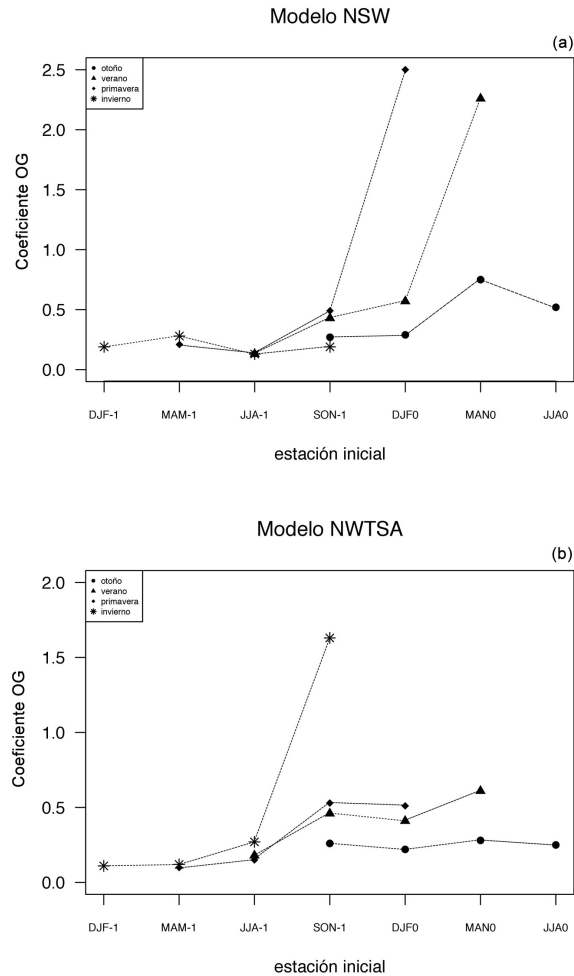


Figura 6.15: Valores del coeficiente OG para cuando el Índice Niño3.4 está en invierno (estrella), primavera (diamante), verano (triángulo) y otoño (círculo), para los modelos de (a) NSW y (b) NWTSA

Loa valores de habilidad predictiva para la determinación de las condiciones entremales y condiciones normales, que arrojan los modelos NSW y NWTSA para las estaciones del Índice Niño3.4 se indican en la Figura 6.16, en dicho gráfico los símbolos que representan los modelos se han coloreado de naranja para cuando la estación de incialización es desde el otoño, con rojo cuando es el verano, con verde cuando es la primavera y con azul

cuando es el invierno.

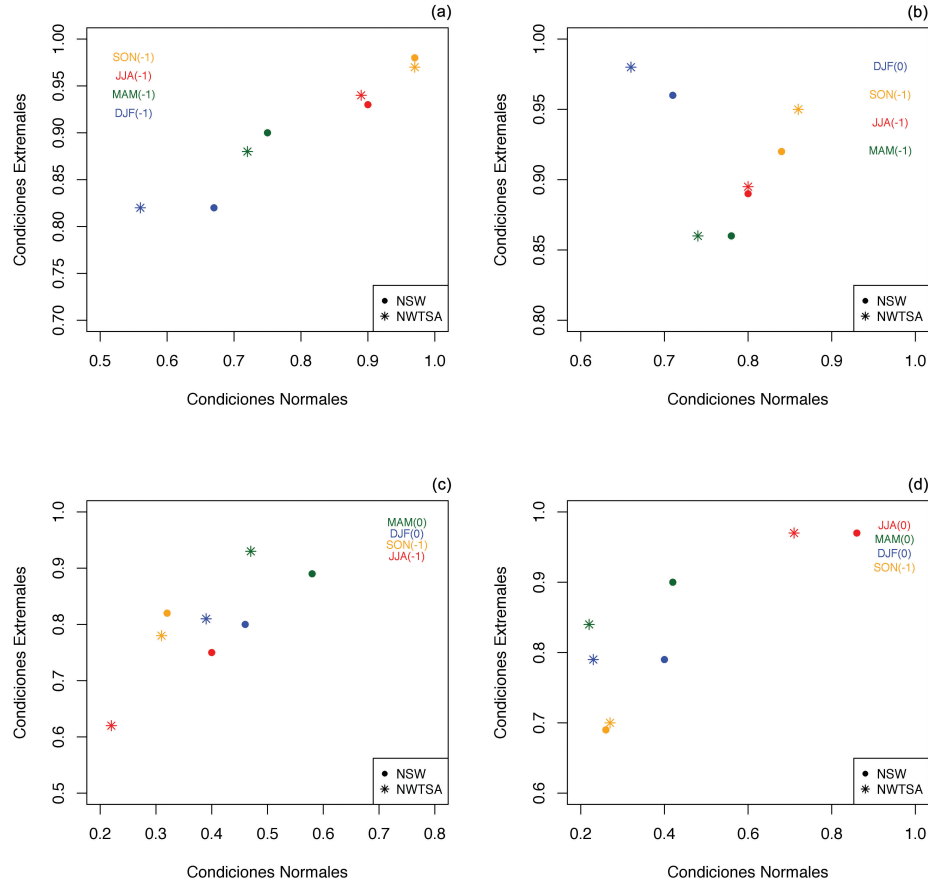


Figura 6.16: Valores de condiciones extremas y normales para los modelos NSW (círculo) y NWTSA (estrella) para cuando el Índice Niño3.4 es de (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Las estaciones de inicialización se han coloreado con naranja para el otoño, con rojo para el verano, con verde para la primavera y para el invierno con azul.

## 6.4. Modelos con variables extratropicales

El estudio de los modelos con variables extratropicales se centra en las retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano y otoño a largo plazo. En un caso de estos fueron identificados desde las PCs de la región del Pacífico Norte (NP) del campo global anómalo MTT después de una inspección

de la respectiva función de correlación cruzada con el índice estacional de Niño3.4 la variable seleccionada fue la 11<sup>a</sup> PC del campo MTT NP en invierno, explicando aproximadamente 1 % de la varianza del campo. En otro caso la variable fue obtenida con el mismo procedimiento, pero esta vez efectuando con PCs desde la región Extratropical Global del Sur (Global Southern Extratropic) (véase las definiciones en la Tabla 3.9) del campo global anómalo MTT. En este caso, se encontró como óptima la 3<sup>a</sup> PC (que explica un 13 % de la varianza de ese campo). Con estas variables se construyeron igual que en los casos precedentes los modelos NWNP y el modelo NWGSE.

Considerando las discusiones de la literatura científica relativa al potencial predictivo de algunos sectores específicos de los océanos del sur se ha procedido a realizar retropredicciones experimentales con variables extraídas desde aquellos sectores como del Índico del Sur o el Atlántico del Sur (SAI) o desde el mar de Ross-Bellinghausen (RB) o una combinación de estos. Los resultados de estas retropredicciones se representan en diagramas de Taylor dispuestos en la Figura 6.17. Para el caso del Índice Niño3.4 de verano desde el verano anterior, los valores de retropredicción (Figura 6.17a) las desviaciones estándar modeladas se estiman bien con la observada. El coeficiente de correlación (0.68) está sobre el umbral de utilidad para los modelos cuyas variables fueron obtenidas desde las regiones GSE, SAIA o SAI. Los valores de RMSE están también debajo del umbral de utilidad. Para el caso de las retropredicciones del Índice Niño3.4 en otoño desde el otoño anterior (Figura 6.17b) los modelos presentan un valor inferior a la variabilidad observada y solamente los valores de los coeficientes de correlación del modelo que incluye la variable atmosférica desde el dominio GSE está sobre el umbral de utilidad.

Al investigar fuentes de predecibilidad se examinaron características relevantes asociadas a la 3<sup>a</sup> PC del campo MTT, la que incluida en la configuración NWGSE da como resultado la más alta habilidad predictiva a un plazo de un año. Su patrón de verano es representada en la Figura 6.18a y su patrón en otoño en la Figura 6.18b. Un relevante rasgo en la Figura 6.18a son las anomalías de ondas en la región ACC, más intensas en la parte del sur de América del Sur y en el océano Índico del Sur. La extensión de las anomalías de MTT desde el sur de la India y del océano Atlántico del sur podría ser explicado por una similar realimentación WES (Wind-Evaporation SST) como lo sugiere Terray (2011). Además, el patrón ilustra intensas anomalías sobre la parte central de América del Sur que



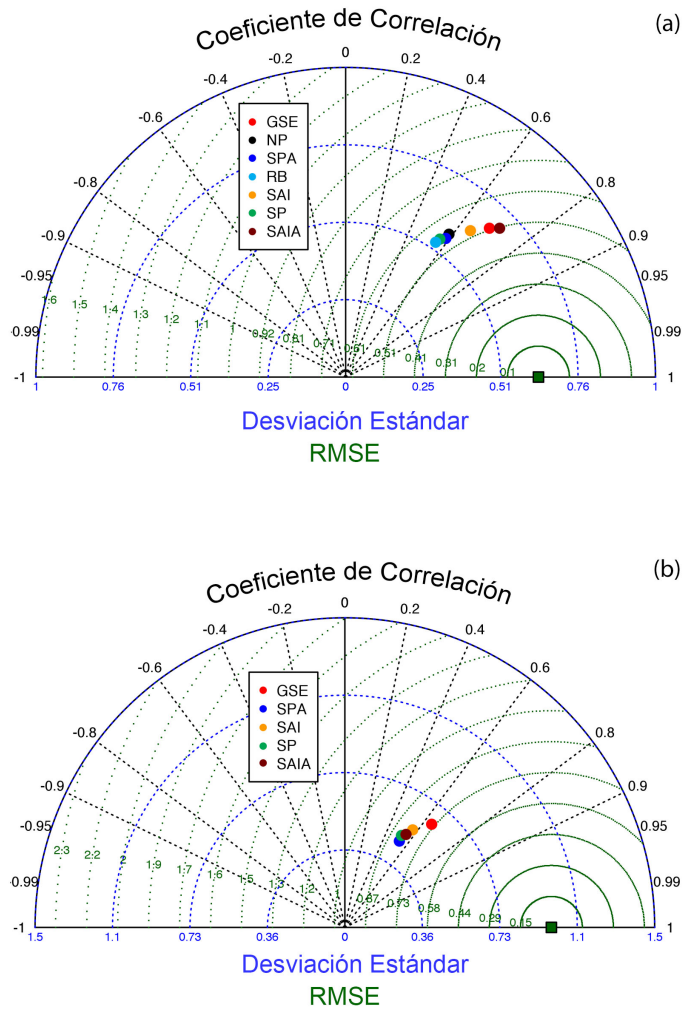


Figura 6.17: (a) Diagrama de Taylor que muestra una comparación estadística (correlación cruzada, RMSE y desviación estándar) de las retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano efectuado por diferente modelos incializados en verano. Las variables del modelo son los Índices Niño3.4, WWV y la adición de un índice identificado desde las diferentes regiones extratropicales: GSE, NP, SPA, RB, SAI Y SP. (b) como en (a) pero para retropredicciones del Índice Niño3.4 de otoño con modelos inicializados en otoño .

puede impactar el Pacífico del Sur subtropical oriental extendiéndose desde allí hacia el ecuador vía una realimentación similar (Zhang et al., 2014).

En efecto, esta PC es relacionada al Modo WAVE3 en el Hemisferio del

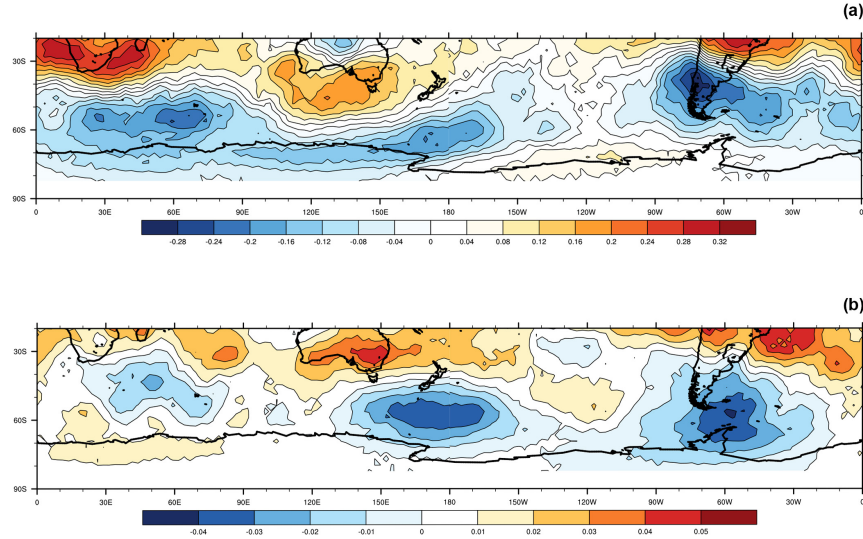


Figura 6.18: La figura muestra los patrones espaciales (EOFs) asociados con la 3ª PC GSE del campo MTT. (a) para verano, (b) para el otoño.

Sur (Yuan and Li, 2008). Este es un patrón cuasi-estacionario (Loon and Jenne, 1972) en las latitudes medias del sur, un predominante modo de la SLP y en el campo de viento zonales. Un similar modo denominado WAVE3N por analogía es definido en el Hemisferio del Norte. La correlación del verano y el otoño de la 3ª MTT PC con el correspondiente Índice WAVE3 es estadísticamente significativo, mientras que en verano la correlación con el Índice WAVE3N es también significativo.

Con el propósito de conseguir alguna significancia mayor, se consideró una vía alternativa, tomando en cuenta el campo global anómalo SST, de manera análoga a como lo hacen los modelos acoplados GCM. Se procedió analizar la idoneidad de las PCs de dicho campo. El análisis seleccionó la 14ª PC de invierno y la 15ª PC de verano del campo global SST como las variables más apropiadas para el modelo estadístico estacional. El modelo NP utilizó como variables la 11ª PC NP MTT de invierno y la 14ª PC SST de verano. Las habilidad predictiva conjuntamente con su respectiva desviación estándar y RMSE son representados en diagramas de Taylor, tal como se muestran en la Figura 6.19a y 6.19b para el Niño de verano desde las estaciones del verano y otoño anterior, respectivamente. Los otros

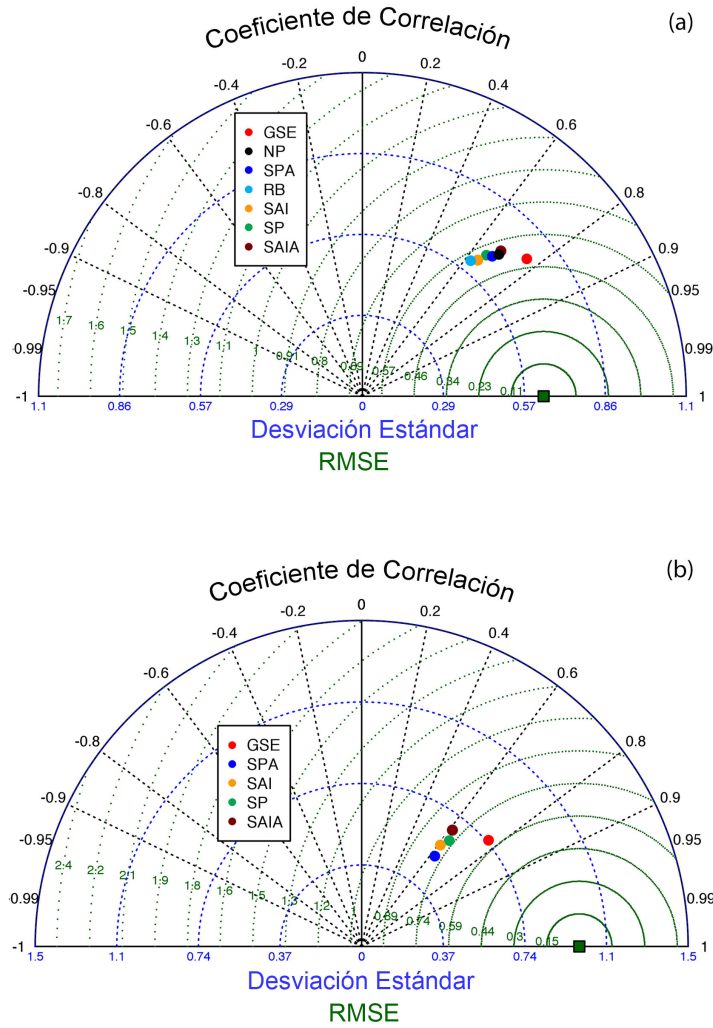


Figura 6.19: (a) Diagrama de Taylor de las retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano efectuado por diferente modelos inicializados en verano. Las variables del modelo fueron los Índices Niño3.4, una PC de SST y una PC de MTT extratropical: GSE, NP, SPA, RB, SAI y SP. (b) como en (a) pero para retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano con modelos inicializados en otoño.

valores indicados en la misma, corresponden a los obtenidos mediante experimentos de sensibilidad concebidos para identificar regiones y procesos clave en la variabilidad de Niño3.4. en dichos experimentos las retropredicciones efectuadas fueron realizadas con modelos cuyas variables pertenecen al campo MTT identificados por subregiones de acuerdo a lo que se indica

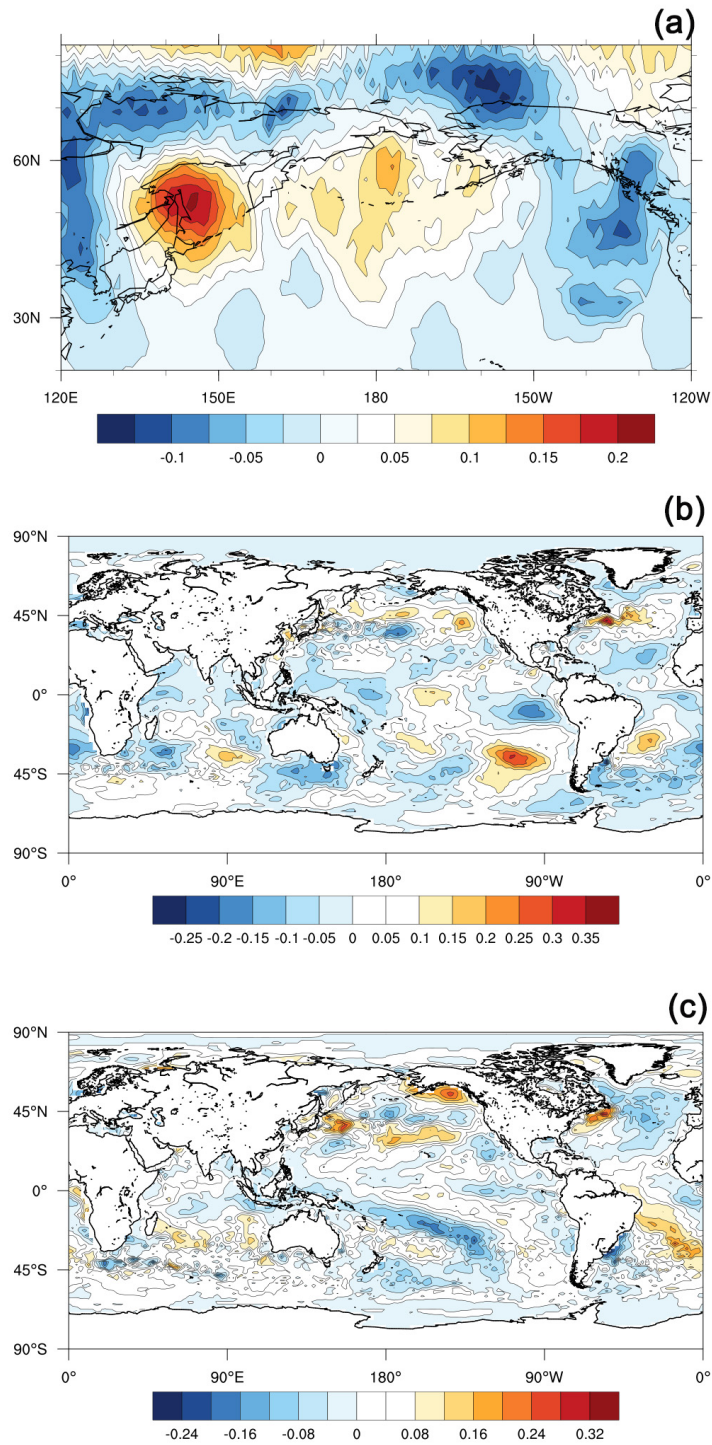


Figura 6.20: Patrones espaciales (EOFs) asociados con (a) la 11<sup>a</sup> EOF NP MTT de invierno, (b) la 14<sup>a</sup> EOF SST de invierno y (c) la 15<sup>a</sup> EOF SST de verano.

en la Tabla 3.9. En la Figura 6.20 se representan la 11<sup>a</sup> EOF NP MTT de invierno, 14<sup>a</sup> EOF SST de verano y la 15<sup>a</sup> EOF SST de verano.

En el patrón atmosférico de MTT (Figura 6.20a) se observa un enfriamiento en forma de herradura sobre tierra similar a los campos de viento de las capas altas asociado con la huella estacional descrita por Anderson (2004). En el patrón oceánico (Figura 6.20b) se observan anomalías de enfriamiento en la parte oriental y un ligero calentamiento en la parte central del Pacífico ecuatorial. Se observa también un dipolo en la parte oriental hacia el sur y un incipiente enfriamiento en la región Niño3. La Figura 6.20c muestra como rasgo relevante, un enfriamiento extratropical adyacente a la SPCZ.

Los paneles de las Figuras 6.21 y 6.22 representan las retropredicciones para los campos SST y HC de verano con diversos modelos inicializados desde el verano anterior. Estos patrones fueron construidos por regresión con los coeficientes temporales en los respectivos campos. Las Figuras 6.21a y 6.22a representan los campos SST Y HC reconstruidos desde las observaciones, respectivamente y se utilizan como patrones de referencia. Se puede apreciar en la Figura 6.21a la anomalía de SST característica en la parte occidental viajando haciendo el este, lo que señala el episodio inicial de un evento EL Niño. El patrón de HC representado en la Figura 6.22a corresponde también a una etapa inicial de El Niño. Las Figuras 6.21b y 6.22b representan la reconstrucción de los campos SST Y HC con predictores equatoriales y corresponden a un episodio maduro de EL Niño. Nótese como las anomalías cálidas en el campo HC están confinadas a la región ecuatorial. Los patrones en las Figuras 6.21c y 6.22c fueron obtenidos usando predictores de la región NP, y muestran un claro episodio cálido de El Niño, que sin embargo, es menos desarrollado que el obtenido con el modelo ecuatorial. Los patrones de las Figuras 6.21d y 6.22d fueron obtenidos usando predictores de la región SAIA y se presentan muy similares a las observaciones. En el caso de las Figuras 6.21e y 6.22e fueron producidos mediante predictores de la región de Ross-Bellinshausen. La fase de el evento El Niño representado por este último patrón corresponden en buena medida al obtenido desde las observaciones.

Para determinar el desempeño de los modelos en cuanto a la determinación de condiciones de extremas y de condiciones normales, se ha separado los valores de habilidad predictiva de las retropredicciones para condiciones anómalas de ENSO de las que se obtienen para condiciones normales. De todos los modelos evaluados (que tienen una habilidad predictiva signifi-



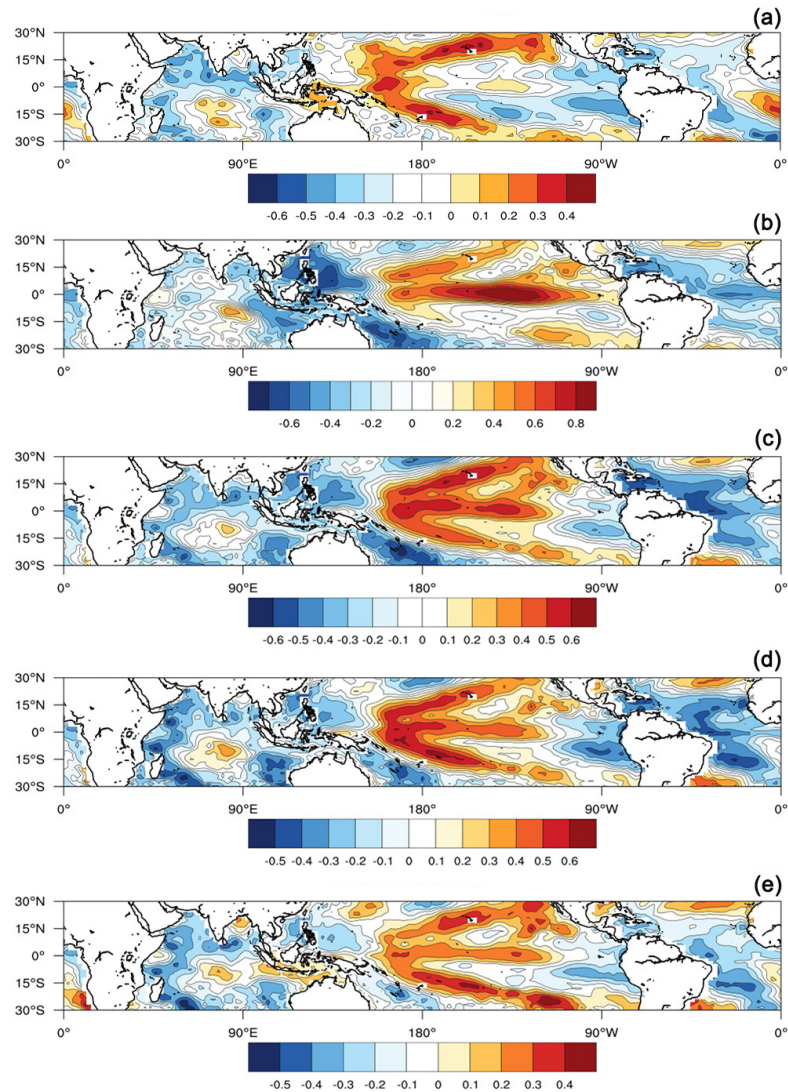


Figura 6.21: *Reconstrucción de los patrones espaciales para las SST con las retropredicciones obtenidas con modelos de variables tropicales y extratropicales. (a) Representa el campo SST de verano reconstruido desde las observaciones. Los paneles del (b) al (e) representan los mapas de regresión entre el campo de SST de verano y los coeficientes temporales del modelo NSW y de los modelos que utilizan combinaciones de PCs desde las regiones NP, SAIA y RB respectivamente*

cativa) se ha escogido (dos modelos) aquellos que presentan los más altos valores de habilidad predictiva para condiciones de extremales y aquellos que lo tienen para condiciones normales. En la Figura 6.23, se representa

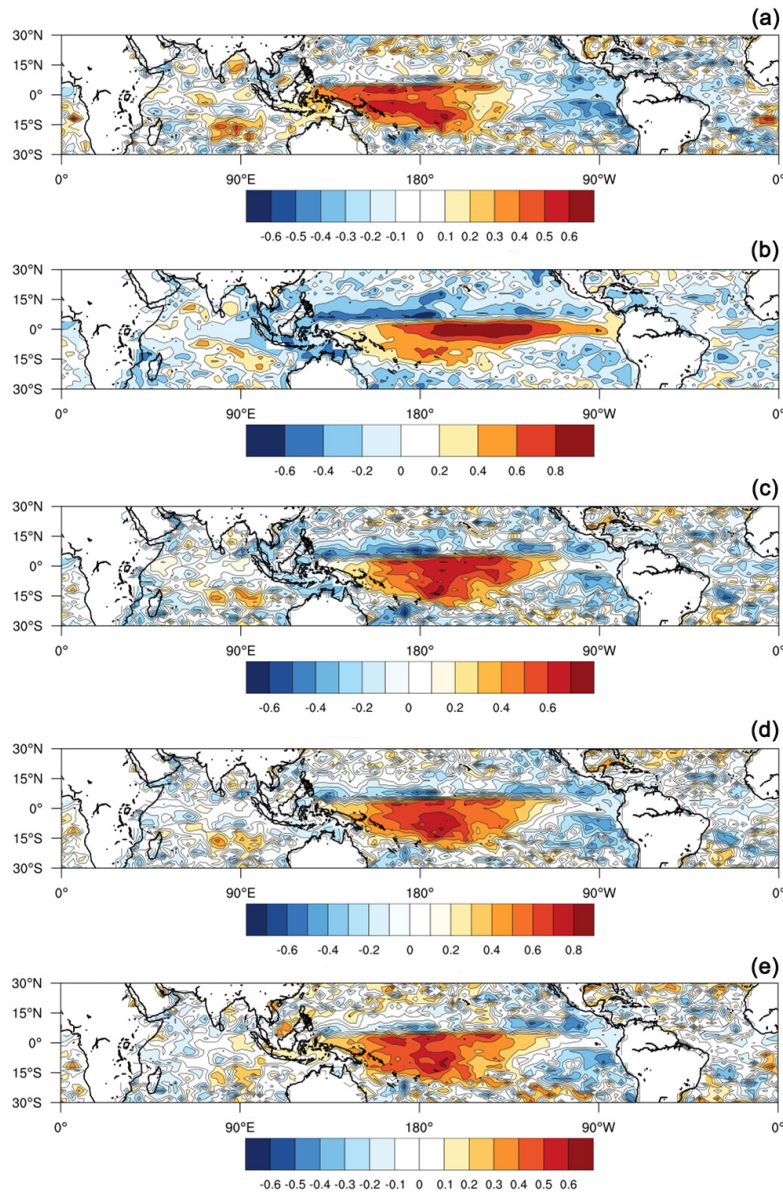


Figura 6.22: Reconstrucción de los patrones espaciales para el HC con las retro-predicciones obtenidas con modelos de variables tropicales y extratropicales. (a) Representa el campo HC de verano reconstruido desde las observaciones. Los paneles del (b) al (e) representan los mapas de regresión entre el campo de HC de verano y los coeficientes temporales del modelo NSW y de los modelos que utilizan combinaciones de PCs desde las regiones NP, SAIA y RB respectivamente

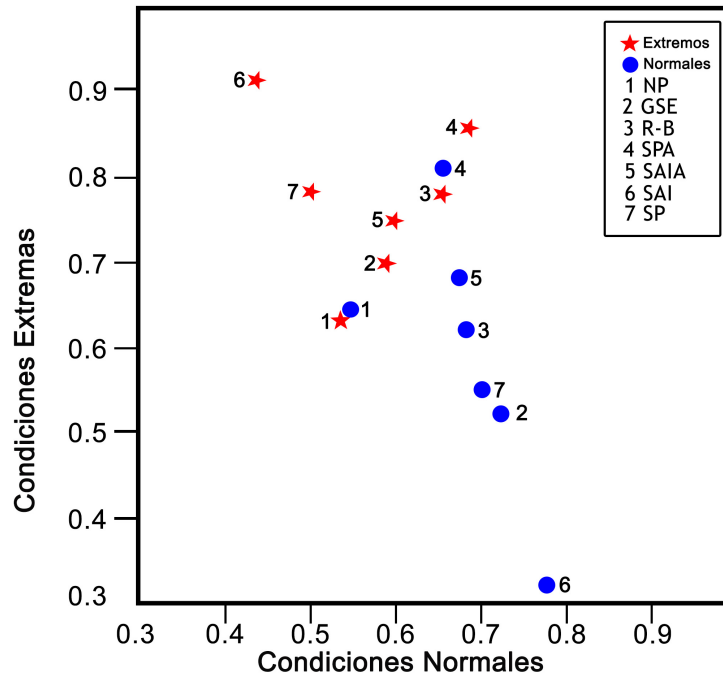


Figura 6.23: Valores de habilidad predictiva del Índice Niño3.4 de verano desde el verano anterior para condiciones extremas y normales. Sobre el eje horizontal se ubican los valores para condiciones normales y sobre el eje vertical los valores bajo condiciones extremas. La habilidad predictiva correspondiente a condiciones de ENSO anómalo se representa con una estrella roja, las condiciones de ENSO neutral con un círculo azul. Los números corresponden a las configuraciones de los modelos utilizados.

la habilidad predictiva correspondiente a estos modelos, se indica con una estrella en rojo los modelos para condiciones extremas, mientras que para las condiciones de ENSO neutral con un círculo azul. Los números corresponden a las configuraciones de los modelos utilizados. Se puede observar que los mejores y peores valores de habilidad predictiva corresponden a los predictores desde la región SAI. Además, la habilidad predictiva obtenida desde la región SPA logran similares valores para condiciones extremas y condiciones normales. Esto también se aplica para los modelos que utilizan como predictores aquellos que provienen de la región NP. Se ha identificado que los mejores valores de habilidad predictiva para condiciones extremas fueron obtenidas por el modelo que utiliza la 7ª PC del sector SAI del campo MTT, mientras que el mejor valor para condiciones normales proviene



del modelo que utilizó la 3ª PC del sector SAI del campo MTT. En las configuraciones que utilizan predictores desde los sectores SPA y NP los modelos utilizan la 1ª PC y la 2ª PC del campo MTT. También es importante resaltar que en todas las configuraciones seleccionadas se incluye entre las variables del modelo la 15ª PC del campo SST.

## 6.5. Predecibilidad del Índice Niño1+2

La predecibilidad del Índice Niño1+2 en el periodo reciente se efectuó con la realización de varios experimentos de retropredicción. Entre todos los modelos utilizados, el modelo de mejor desempeño fue aquel que incluyen entre sus variables los Índices WWV y TSA, además del referido Índice Niño 1+2.

En la Figura 6.24 se presenta la habilidad predictiva obtenida a desfases que van desde una estación hasta un año, con el modelo conformado por los índices Niño1+2, WWV y TSA, para las estaciones del Índice Niño1+2 en (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. En esta figura, los valores de habilidad predictiva usando el esquema predictivo OS son representados con círculos blancos conectados por líneas discontinuas, mientras que los obtenidos mediante el esquema predictivo FSM con círculos negros conectados por líneas continuas. También en dichas figuras la habilidad predictiva usando una simple regresión lineal se representa con cruces.

El resto de símbolos no conectados representan las habilidades predictivas de retropredicciones obtenidas usando el modelo de realimentación con la inclusión de otras variables como los índices de Niño3.4, WWS y NTA. Algunas importantes características son: i) que la correlación de habilidad predictiva está sobre el umbral de utilidad (Hollingsworth et al., 1980) para plazos de esta 2 estaciones, excepto cuando el objetivo estacional es verano, ii) que la mejora que emergen del cambio del esquema predictivo (usando el mismo modelo de realimentación) son modestos, y iii) que la habilidad predictiva del modelo de una simple regresión lineal es inferior al obtenido con modelo de realimentación a cortos plazos, pero que convergen al mismo valor para plazos mayores a dos estaciones. Estos rasgos son concordantes con los valores de RMSE de aquellas retropredicciones que son representados en la Figura 6.25.

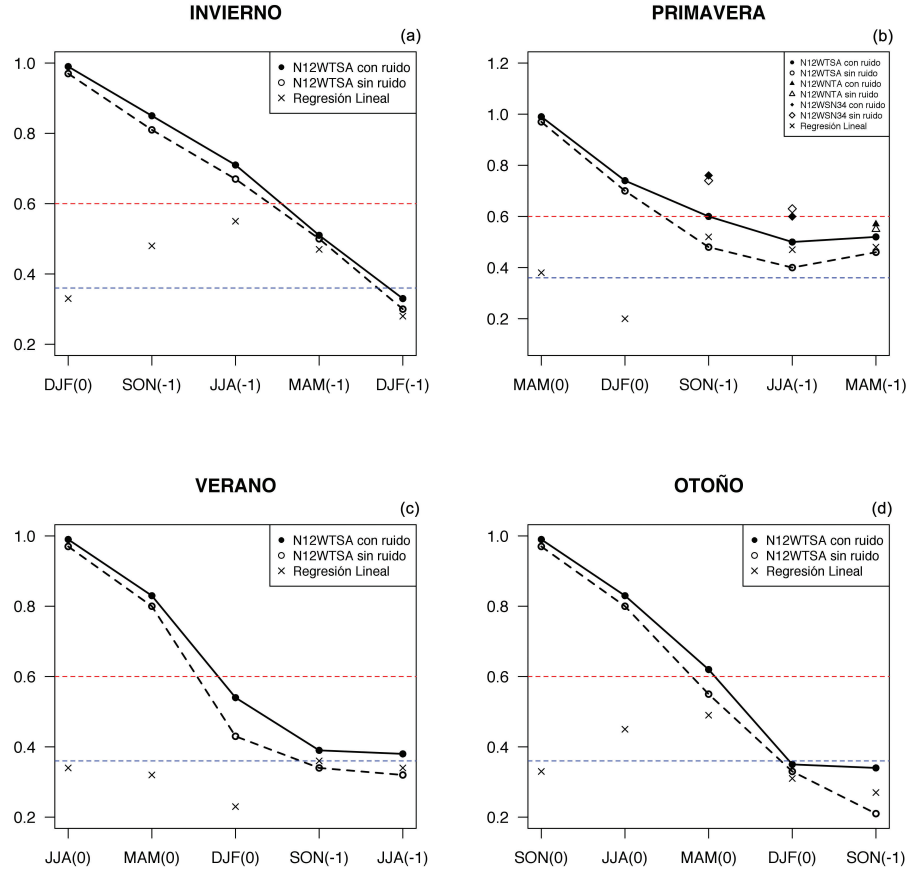


Figura 6.24: Valores de correlación para las retropredicciones del Índice Niño1+2 en el periodo reciente (1980-2012), en (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Las variables del modelo además el Índice Niño1+2, son los Índices WWV y TSA (N12WTSA). Los valores de habilidad predictiva obtenidos con el esquema predictivo que no incluye las características del ruido son representados con círculos blancos, caso contrario con círculos negros. Los valores de correlación para la habilidad predictiva usando una regresión lineal simple se representan con cruces. En la figura 6.14b también se han indicado los valores de habilidad predictiva obtenidos con el modelo Niño1+2, WWV y NTA (N12WNTA) (triángulos) y con el modelo Niño1+2, WWVS y Niño3.4 (N12WSTSA) (diamante). La línea discontinua en rojo representa el umbral arbitrario para la habilidad de retropredicción útil.

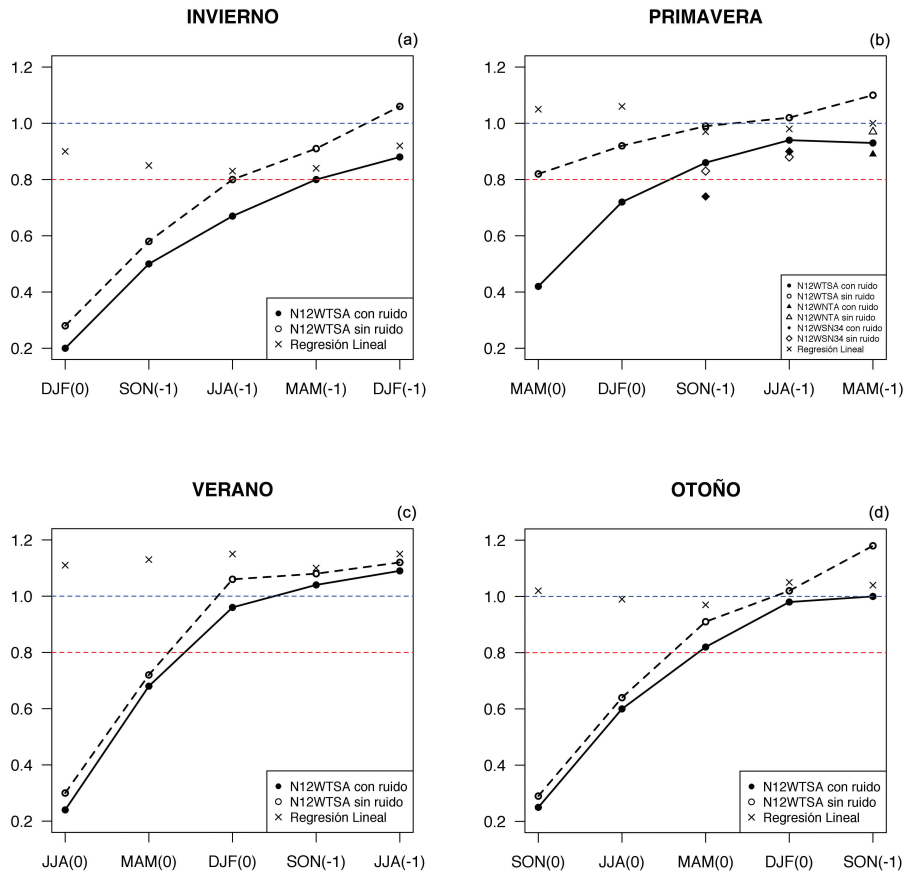


Figura 6.25: Valores estacionales de RMSE obtenidos desde índice Niño1+2 modelado (con las variables WWV y TSA) y el observado. En (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Los valores obtenidos con el esquema predictivo que no incluye las características del ruido son representados con círculos blancos, caso contrario con círculos negros. Los valores de RMSE obtenidos usando una regresión lineal se representan con cruces

## 6.6. Predecibilidad del Índice Niño4

En el caso del estado del Índice Niño4, el mejor desempeño fue identificado desde el modelo de realimentación que incluye entre sus variables el Índice WWV y el Índice PMM, además del Índice Niño4. Los valores de correlación de habilidad predictiva estacional se presentaron en la Figura 6.26 y sus correspondientes valores de RMSE en la Figura 6.27. estas figuras muestran: i) valores de correlación “útiles” a mayores plazos que para el caso de las retropredicciones de Niño1+2 (hasta un año), ii) una similar dependencia estacional de la habilidad predictiva, siendo ésta más baja cuando el objetivo es el Niño4 de verano y iii) un notable mejoramiento de los valores de habilidad predictiva cuando algunas características de ruido son incorporados en el esquema de retropredicción. Los valores de RMSE mostrados en la Figura 6.27 permanecen debajo del valor de 0.6 en casi todos los plazos.

Algunas pistas de las diferencias observadas en los resultados de las retropredicciones de los Índices Niño1+2 y Niño4 pueden obtenerse a partir de la comparación de las características de sus funciones de auto correlación estacional representados en la Figura 6.28a y 6.28b respectivamente. Hay notables diferencias en los tiempos de decaimiento de estas curvas para desfase negativos. Además se ha calculado la serie temporal de la diferencia entre el predictor de Niño4 obtenido con el esquema predictivo FSM y el OS. En la Figura 6.29 se ha representado cuatro patrones de correlación obtenidos a partir de las retropredicciones de Niño4 efectuadas con el modelo WWV+PMM (N4WWVPMM) En los plazos seleccionados para su representación la inclusión del ruido en el esquema predictivo conlleva un aumento del valor de habilidad predictiva sobre el umbral útil. La principal variabilidad en los patrones se registran en el Pacífico tropical, aunque los patrones muestran también conexiones con la variabilidad fuera de esta región. Por consiguiente, no debe descartarse la idea que los patrones reflejen interacciones no lineales entre las variables en el pacífico tropical, o a su vez, alguna clase de interacción con una variabilidad de alta frecuencia originada desde el interior de la región, lo cual no es incluido en un simple modelo.

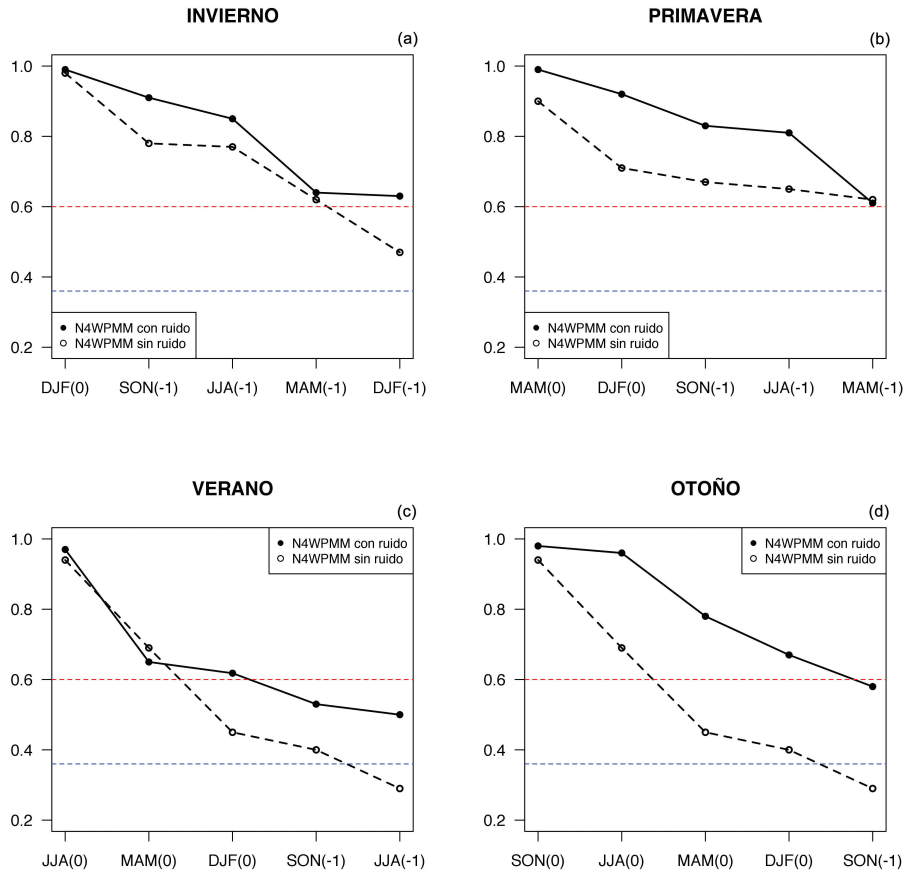


Figura 6.26: Valores de correlación para las retropredicciones del Índice Niño4 en el periodo reciente (1980-2012), en (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño. Las variables del modelo son los Índices WWV y PMM además del Índice Niño4. Los valores de habilidad predictiva obtenidos con el esquema predictivo que no incluye las características del ruido son representados con círculos blancos, caso contrario con círculos negros

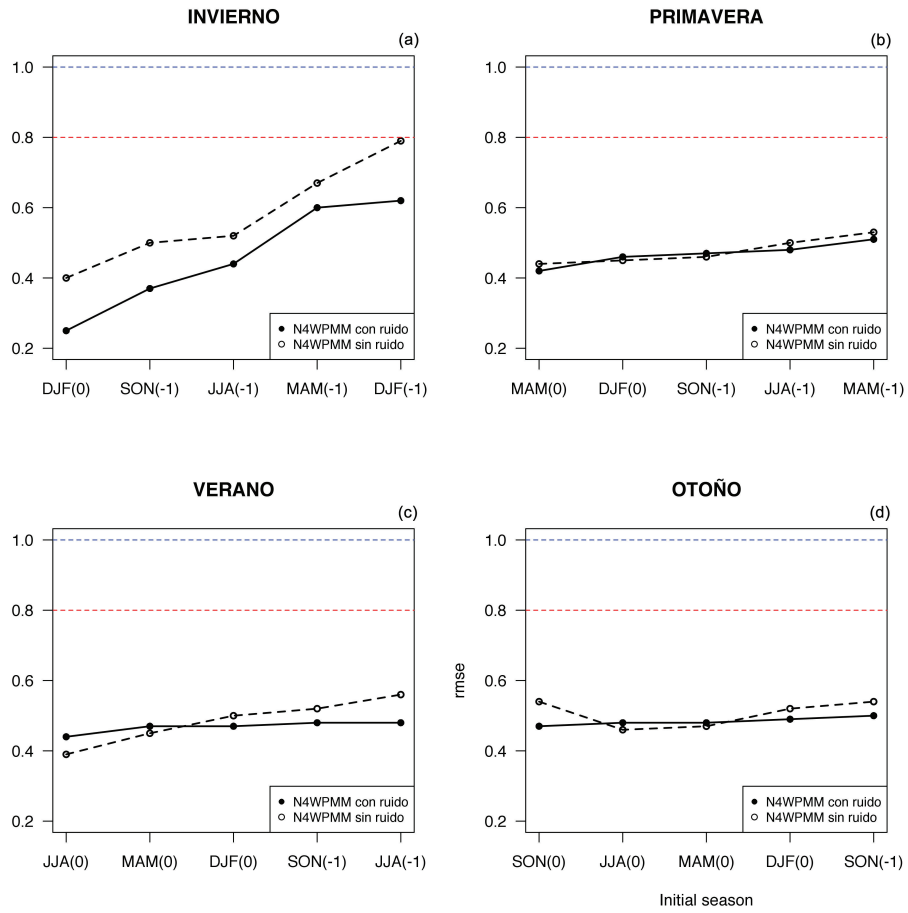


Figura 6.27: Valores estacionales de RMSE obtenidos desde índice Niño4 modelado (con las variables WWV y PMM) y el observado. En (a) invierno, (b) primavera, (c) verano y (d) otoño.

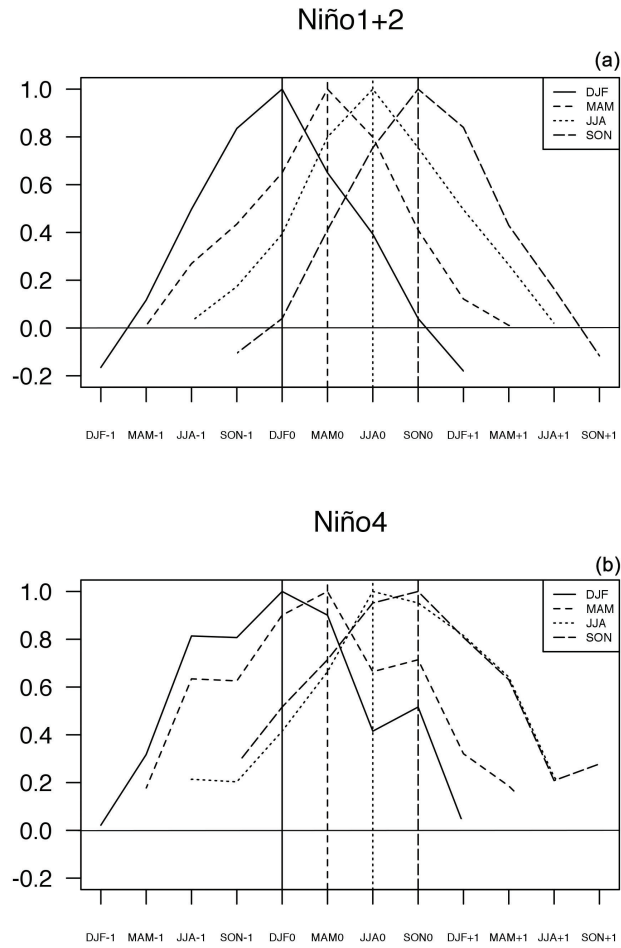


Figura 6.28: (a) Función de auto correlación estacional del Índice Niño1+2 en el periodo reciente (1980-2012) en invierno (línea continua), primavera (línea discontinua), verano (línea discontinua a puntos) y otoño (línea discontinua de trazos largos). (b) Como en (a) pero para el Índice Niño4.

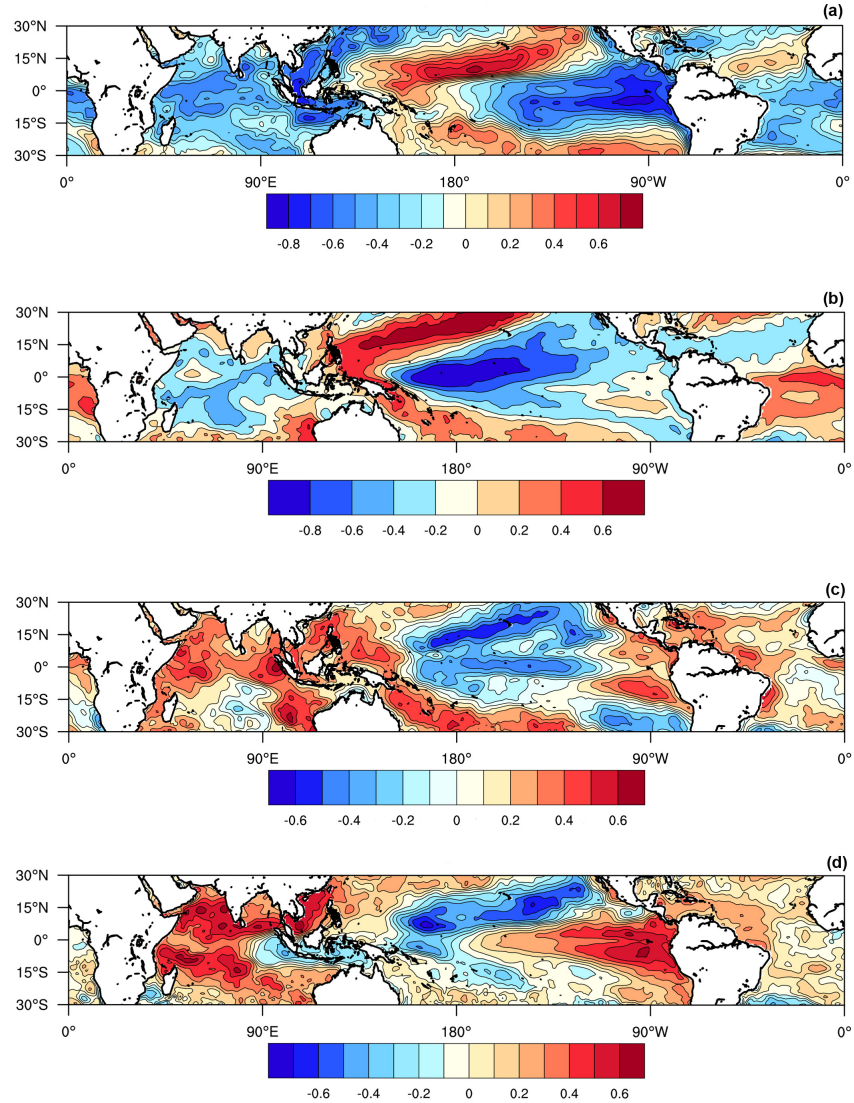


Figura 6.29: Mapas de correlación entre el Índice construido desde las diferencias de los predictores obtenidos con los dos esquemas predictivos del modelo  $N_4$ WWPMM y las anomalías tropicales de SST en el periodo reciente (1980-2012). Las correlaciones consideradas son a desfases de un año en el caso de SST de (a) invierno, (b) SST de primavera (b) y (d) SST de otoño, mientras que de dos estaciones para el caso de las SST de verano (c).



## Capítulo 7

# Conclusiones

Se ha estudiado la predecibilidad de la variabilidad ENSO, que se caracteriza por los índices Niño3.4, Niño4 y Niño1+2.

En la primera parte de esta investigación, se valora el potencial de una variedad de índices climáticos para la predicción del valor estacional de los índices de ENSO a diferentes plazos. Entre los índices valorados se incluyen algunos muy comunes como los índices WWV y SO, definidos a partir de anomalías en el Pacífico ecuatorial. Otros, que quieren representar los gradientes del Pacífico tropical, han sido propuestos más recientemente (PMM) o se definen por primera vez aquí (NTZG y STGZ). Además se incluyen en este estudio índices que representan la variabilidad de otros océanos tropicales (NTA, TSA e IOD) y que otros trabajos señalan como precursores de ENSO. También se valora el potencial predictivo de índices que representan la variabilidad del Pacífico extratropical Norte y Sur.

La valoración del potencial predictivo se basa en la significancia estadística de una relación lineal: los coeficientes de correlación cruzada entre cada índice Niño y el correspondiente predictor potencial, a distintos desfases. Como el método utilizado es el mismo para los distintos predictores, se puede establecer una comparación entre los potenciales predictivos de los diferentes índices. La estimación estadística se realiza a partir de observaciones del período post-satelital (después de 1980) ya que sólo a partir de esta fecha se considera que las latitudes altas de los extratropicos están bien muestreadas.

No obstante, también se pone a prueba la estacionariedad del potencial predictivo encontrado. Utilizando otros conjuntos de datos, comparamos

el potencial predictivo de los índices en el primer periodo de los registros instrumentales históricos con el encontrado para el período más reciente.

El estudio para esta parte encuentra que:

- Los potenciales predictivos de todos los índices presentan una acusada dependencia respecto a la estación del predictando. En general se puede decir que el invierno y la primavera son las estaciones más predecibles, mientras que el verano y el otoño son las menos.
- El índice con mayor potencial predictivo es el WWV que monitorea la profundidad de la termoclina en el Pacífico central. Podemos aceptar con una confianza del 99 % que existe una relación lineal entre este índice y los índices Niño en distintas estaciones (invierno, primavera) y a varios desfases. Sin embargo su potencial en el caso del índice Niño1+2 se limita a las estaciones de invierno y primavera.
- El índice que sigue al WWV en potencial predictivo para ENSO es el TSA, puesto que lo es para distintas estaciones y muchos plazos. El potencial predictivo de otros índices tropicales supera a los anteriores sólo en casos puntuales (en algunas estaciones, y para ciertos plazos).
- El potencial predictivo del índice Niño1+2 es muy reducido comparado con los de los índices Niño3.4 y Niño4. Estos últimos tienen potenciales similares. En el caso del índice Niño1+2 se encuentra potencial predictivo sólo en invierno o primavera, y a un plazo máximo de dos estaciones. Esto puede ser explicado por las escalas de variabilidad implicadas (mucho más cortas en el caso del índice Niño1+2, donde la variabilidad semianual es importante), y por la barrera de persistencia evidente en su autocorrelación.
- Este estudio muestra que el potencial predictivo de los índices se ha multiplicado en el periodo reciente con respecto al más antiguo. La existencia de una señal subyacente de calentamiento global puede explicar este incremento en la conectividad de las distintas regiones que están representadas por los índices.
- Al menos dos estudios previos (Gershunov and Barnett (1998); Sterl et al. (2007)) han intentado demostrar una dependencia cuasi-decadal de la predecibilidad de ENSO, utilizando predictores atmosféricos, sin encontrar diferencias estadísticamente significativas. En el caso de este estudio se han encontrado diferencias estadísticamente significativas

en la relación entre el Índice Niño3.4 y un índice oceánico (el Índice STZG) en el segundo periodo respecto al primero. No podemos sin embargo atribuir estas diferencias a una sola causa.

En la segunda parte de este trabajo se investiga la barrera primaveral de predicción con una serie de modelos de realimentación estocásticos, implementando dos esquemas distintos de predicción. Se desarrolló una metodología que, a diferencia de lo que ocurre en Penlad y Magorian (1993), utiliza una dimensión baja ( $n=3$ ) para representar la variabilidad del Pacífico ecuatorial. Otra diferencia respecto al trabajo antes citado es el uso de un enfoque estacional, que responde a la dependencia del potencial predictivo en la estación objetivo de la predicción. Las habilidades predictivas se cuantifican por la correlación entre el índice observado y el predicho y también por la raíz cuadrada de la media de diferencias cuadráticas entre ambos índices. Cada una de estas medidas se compara con distintos umbrales de significancia (estadístico, de persistencia o útil).

Uno de los aspectos innovativos de este estudio es el uso de varios modelos estocásticos estacionales como una herramienta para la investigación de la barrera de predecibilidad a desfases de largo plazo del Índice Niño3.4, así como la superación de este problema. La generalidad de la formulación radica en el hecho de que el modelo incluye variables que representan las interacciones entre la región Niño3.4 y otras. Se utiliza una versión del modelo básico para caracterizar la barrera de predecibilidad de Niño3.4. Además, se muestra que el modelo que utiliza el esquema predictivo FSM es capaz de reproducir correlaciones de retropredicción y valores de RMSE similares a los obtenidos en otros modelos que han demostrado éxito como el de Clarke and Van Gorder (2003), que responde al esquema conceptual del oscilador de carga-descarga.

Una vez que el problema se enfoca sobre las predicciones que tienen como objetivo las condiciones del Índice Niño3.4 en las estaciones de verano y de otoño, se realiza el análisis de la sensibilidad de la habilidad predictiva para la selección de diferentes variables en la región tropical. Finalmente se toma ventaja de la metodología para efectuar un análisis comparativo de la habilidad predictiva que se gana al incluir en el modelo variables que representan procesos en regiones indentificadas en estudios previos como precursores de ENSO a desfase largo. Entre esas variables están las de la región NP, de la región ACC, de la región RB o de la región SAI.

Aunque algunos trabajos previos han identificado, analizado y realizado

retropredicciones con algunos de esos predictores extratropicales (Dominiak and Terray (2005); Bosch et al. (2013)), dichos estudios no han realizado una comparación de las habilidades predictivas de aquellos predictores. Solo un trabajo reciente de Dayan et al. (2014) sigue un esquema similar al empleado en este estudio. Sin embargo, mientras que aquí el enfoque es la barrera de predecibilidad estacional, allí se concentra sobre la identificación de los mejores precursores a desfases largos, sin considerar realimentaciones. El esquema predictivo también es diferente, allí los datos se filtran drásticamente, mientras que en este estudio el único filtro aplicado es el promedio estacional.

El estudio para esta segunda parte encuentra que:

- El análisis de un gran número de experimentos de sensibilidad señalan que los valores de habilidad predictiva más altos corresponden a configuraciones de modelos que incluyen variables que representan anomalías de temperatura regionales de MTT. Las predicciones desde las condiciones iniciales de verano se presentan como las más sensibles a la introducción de las variables extratropicales.
- Los valores de habilidad predictiva de los modelos con las variables atmosféricas delimitadas al sector SAI no son muy diferentes de aquellos valores de las configuraciones que incluyen la región GSE. Este hecho no es muy sorprendente, debido a que en el patrón de la variable MTT empleada en esta última configuración (3<sup>a</sup> MTT EOF), el principal centro de anomalías está fuera de la región RB. Esto implicaría que la región SAI contiene la mayor fuente de habilidad predictiva cuando el objetivo de la predicción son las condiciones de Niño3.4.
- Cuando el predictando o los predictores están en otoño, la inclusión de la variabilidad anómala atmosférica en la región RB parece relevante para conseguir valores útiles de habilidad predictiva, en buena concordancia con el análisis de Ballester et al. (2011). Los resultados encontrados podrían ser de interés no solamente para estudios de predecibilidad, sino también para aquellos que tienen que ver con la inicialización de los modelos acoplados.
- Analizando la calidad de las reconstrucciones de las anomalías tropicales de SST y HC obtenidos con aquellos modelos. Entre las configuraciones analizadas, las que reproducen una mejor representación

del modelo del campo observado en el Pacífico tropical, son los modelos que incluyen entre sus variables, índices del campo MTT de los sectores de RB o de SAIA.

- Utilizando predictores tropicales la predicción reproduce solamente las características ecuatoriales de calentamiento (enfriamiento), mientras que al considerar predictores extratropicales, las predicciones son capaces de simular el calentamiento en la zona de convergencia del Pacífico sur (SPCZ) que aparecen en las observaciones.
- Los resultados de las retropredicciones para el Índice Niño1+2, señalan que los modelos que utilizan los Índices WWV y TSA como variables producen habilidades predictivas útiles hasta un plazo de dos estaciones e inferiores cuando el objetivo son los valores de verano. En primavera, la habilidad predictiva útil, puede obtenerse hasta un plazo de tres estaciones cuando el Índice TSA es sustituido por el Índice Niño3.4.
- Las retropredicciones para el Índice Niño4, utilizando como variables del modelo los Índices WWV y PMM presentan valores más prometedores. Existen valores de habilidad predictiva útil de retropredicción a plazo de hasta cuatro estaciones, con la excepción de las retropredicciones para verano. En el caso de este índice, el desempeño de las retropredicciones se mejora considerablemente cuando se utilizan características espaciales del ruido.
- Se identifican modelos con un buen desempeño al determinar los potenciales de habilidad predictiva para las condiciones anómalas de ENSO pero menos eficientes para las condiciones neutrales. En otros casos se verifica la situación contraria. También existen modelos con un similar buen desempeño en ambas situaciones. A la primera clase de éstos, pertenecen los modelos que incluyen variables que provienen de los sectores SAI, SP y SPA, a la segunda clase aquellos que utilizan variables que provienen de las regiones SAI, SP y GSE. Y en la tercera categoría aquellos que incluyen variables de las regiones NP y SPA con importantes valores de correlación tanto para condiciones extremas como para condiciones normales a desfase positivo o negativo con respecto al Índice Niño3.4.
- Los modelos NSW y NWTSA presentan un similar desempeño (muy bueno) para retropredicciones de las condiciones extremas y condi-

ciones normales del Índice Niño3.4 de invierno desde el verano que precede, al igual que para el Índice Niño3.4 de primavera. Un desempeño similar para las retropredicciones del Índice Niño3.4 de verano desde la primavera y para el Índice Niño3.4 de otoño desde el verano.

- Se registran importantes valores de los coeficientes de crecimiento óptimo en el modelo NSW para los Índices Niño3.4 de primavera y verano, cuando las retropredicciones son desde las estaciones iniciales precedentes de invierno y primavera, respectivamente. Para el modelo NWTSA se identifica un importante valor de este coeficiente para la retropredicción del Índice Niño3.4 de invierno desde la estación de otoño.

## Apéndice A

# Campos de datos reanalizados

El reanálisis tiene un role integrativo crucial dentro del sistema de observaciones global produciendo registros consistentes, completos y de larga duración de las componentes del sistema climático global, incluyendo la atmósfera, océanos, y la superficie terrestre.

Los datos de los reanálisis son especialmente importantes en estudios de los mecanismos físicos que producen anomalías climáticas de gran impacto, como por ejemplo sequías e inundaciones, así como otras características claves que afectan a determinadas regiones, incluyendo variaciones climáticas como ENSO y otros importantes modos de variabilidad climática.

### A.1. Reanálisis de NCEP/NCAR

Los reanálisis del Centro Nacional de Investigación Atmosférica de Norte América (NCEP/NCAR, National Center for Atmospheric Research) asimilar las observaciones de formas muy variadas: registros de radiosondas en los niveles superiores, con medidas de temperatura, velocidad de viento y humedad específica; datos marinos de COADS (Comprehensive Ocean-Atmosphere Data Set), obtenidos en campañas oceanográficas, medidas de boyas; datos recopilados por la Fuerza Área de los Estados Unidos y otras expediciones de aviación; medidas de satélite; observaciones en tierra de la temperatura de aire y de la presión, etc. Debido a que los datos provienen de diferentes fuentes y con diferentes formatos, han sido implementados diver-

sos procesos para la corrección de inhomogeneidades, consistencia temporal y el tratamiento de los márgenes de error.

(<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.html>)

Algunas características esenciales de los reanálisis NCEP/NCAR desarrollados hasta la actualidad son:

#### NCEP-NCAR 1 (NNR)

- El registro más largo (1948-presente)
- Un sistema operacional en 1994
- T62-28 niveles ( $\approx 2^\circ$ )
- 3D-Var sin inicialización
- Salida en  $2.5^\circ \times 2.5^\circ$  en la presión, niveles mandatorios, cada 6 horas
- También la grilla “nativa”, isentrópica y parametrizaciones (ej. calentamiento, flujos de superficie, precipitación del modelo)

Sin embargo algunos problemas detectados son:

- Baja resolución
- Algunos errores: PAOBS (problemas producidos en las estimaciones de presión de nivel mar en el análisis Australiano usando datos de satélite), precipitación espectral (problemas producidos por la aproximación espectral en el transporte de humedad).

#### NCEP-DOE (NCEP 2)

- Corrige errores de NCEP 1
- Usa la precipitación observada para la humedad del suelo
- Cubre el período 1979-presente

## A.2. Reanálisis de ECMWF

Los reanálisis del Centro Europeo para el Pronóstico del tiempo a Medio Plazo (ECMWF, The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) empezaron con el ERA-15 como el primer producto de reanálisis,



generado para aproximadamente 15 años (Diciembre 1978 -Febrero 1994). El segundo producto fue el ERA-40 (originalmente diseñado para 40 años de reanálisis) que empieza en 1957 y cubre 45 años hasta el 2002. Como un producto extendido de su predecesor, el tercer producto es el ERA-Interim que cubre un periodo desde 1979 hasta el presente. Cabe señalar que es a partir de este año que los reanálisis incorporan información proveniente de satélites. (<https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/era-interim>).

Algunas de las características esenciales de los reanálisis de ERA-Interim son:

- Disponibilidad de datos desde el año 1979 al presente, continuamente actualizados en tiempo real.
- Cuenta de múltiples variables con una alta resolución espacial y temporal, aproximadamente 80 km (T255 espectral,  $\sim 0.75^\circ$ ) sobre 60 niveles verticales desde 0.1 hPa.
- Es 4D-Var con un análisis de ventana de 12 horas.
- Realiza promedios mensuales de medias diarias.
- Cuenta con promedios sinópticos mensuales a 0 UTC, 6 UTC, 12 UTC, 18 UTC.
- Presenta una variabilidad de baja frecuencia mejorada en comparación con ERA-40.
- Muestra una circulación estratosférica mejorada en comparación con ERA-40.

Sin embargo, entre algunas de las limitaciones de este reanálisis se pueden mencionar:

- Presenta ciclos de agua muy intensos (evaporación, precipitación) sobre los océanos.
- En el Ártico, muestra tendencias positivas en humedad y temperatura por debajo de los 850 hPa en comparación con las de radiosonda; no captura inversiones de bajo nivel.

### A.3. Descripción de los campos utilizados

CAMPO	DESCRIPCIÓN
Temperatura Superficial de Mar. SST	Temperatura global de la superficie de mar, obtenida del reanálisis de ERA-Interim, con una resolución de $0.75^\circ \times 0.75^\circ$ . Dee et al. (2011). ( <a href="http://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets">http://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets</a> )
Temperatura de superficie. SKT	Temperatura global de la superficie terrestre, obtenida del reanálisis de NCEP/NCAR, con una resolución de $1.875^\circ \times 1.875^\circ$ , Kalnay et al. (1996) ( <a href="http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.derived.surfaceflux.html">http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis.derived.surfaceflux.html</a> )
Contenido de Calor. HC300	Contenido de calor de las capas del océano desde una profundidad de 300m en el Pacífico ecuatorial, obtenida desde el reanálisis SODA (Simple Ocean Data Assimilation), con una resolución de $1^\circ \times 1^\circ$ , Carton and Giese (2008)
Temperatura de la Tropósfera Media. MTT	Temperatura de la Tropósfera Media obtenida desde el satélite TIROS-N de la NOAA y ajustado en errores de dependencia temporal por el Centro del Clima de la Universidad de Alabama en Huntsville (UAH), con una resolución de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ , Mears and Wentz (2009) ( <a href="http://ncdc.noaa.gov/temp-and-precip/msu/index.php">http://ncdc.noaa.gov/temp-and-precip/msu/index.php</a> )
Presión a Nivel del Mar. SLP	Presión global a nivel del mar, obtenida desde NCEP/NCAR, con una resolución de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ , Kalnay et al. (1996). Y también obtenida del reanálisis de ERA-Interim, con una resolución de $0.75^\circ \times 0.75^\circ$ , Dee et al. (2011).
Altura Geopotencial. HGT	Altura geopotencial de 500 hPa (Z500), obtenida desde NCEP/NCAR, con una resolución de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ , Kalnay et al. (1996). Y también obtenida del reanálisis de ERA-Interim, con una resolución de $0.75^\circ \times 0.75^\circ$ , Dee et al. (2011).
Viento Meridional. vWIND	Componente meridional de viento, obtenida desde NCEP/NCAR, con una resolución de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ , Kalnay et al. (1996). Y también obtenida del reanálisis de ERA-Interim, con una resolución de $0.75^\circ \times 0.75^\circ$ , Dee et al. (2011).

Tabla A.1: Campos de datos obtenidos de diferentes reanálisis

## Apéndice B

# Campo de Observaciones Satelitales de Temperatura

### B.1. Campo de Temperatura Integrado a la Tropósfera Media

La radiación emitida por la atmósfera de la tierra es medida mediante unidades de sondeo de microndas (MSU; Microwave Sounding Units) desde los satélites de la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica de los Estados Unidos (NOAA; National Oceanic and Atmospheric Administration ). Los diferentes canales de las MSU miden diferentes frecuencias de radiación de forma proporcional a la extensión de las capas verticales de la atmósfera. El canal 2 mide las temperaturas troposféricas mientras que el canal 4 mide las temperaturas en la baja estratósfera. Los análisis de los registros de temperatura por satélite considerados empiezan en 1979.

Los datos de temperatura de la tropósfera y de la baja estratósfera, son almacenados por los satélites NOAA TIROS-N polar y ajustados en errores de dependencia temporal por el Centro del Clima y de Hidrología Global en la Universidad de Alabama en Huntsville (UAH). Un segundo e independiente análisis se efectúa por medio de un Sistema de Sensibilidad Remota (RSS; Remote Sensing System) y un tercer análisis es realizado por el Dr. Quang Fu de la Universidad de Washington (UW). (Fu et al., 2004).

El ajuste de los datos de UAH y RSS se consigue con la derivación de coeficientes pesados para los canales de MSU T2 y T4 sobre los trópicos

(30°N a 30°S) de los hemisferios norte y sur, y para la media global ajustando las anomalías de tropósfera de radiosonda a las anomalías simuladas de radiosonda T2 y T4 sobre el periodo 1958-2004 como

$$T_{850-300} = a_0 + a_2 * T2 + a_4 * T4 \quad (B.1)$$

donde T850-300 es la capa de radiosonda de 850-300 hPa, T2 y T4 son las anomalías de temperatura intensa de las MSU simuladas y  $a_0$ ,  $a_2$  y  $a_4$  los coeficientes derivados desde la regresión lineal.

Los patrones espaciales asociados a la primera componente principal en otoño para el periodo entre 1980-2012 se representan en la Figura B.1a (campo sin quitar la tendencia observada) y B.1b (campo sin tendencia). En la Figura B.2 se muestra las series temporales de la primera componente principal para el campo MTT de otoño con tendencia (línea azul) y sin tendencia (línea naranja) entre 1980-2012.

El porcentaje de varianza que explican algunas de las PCs de este campo en la estación de otoño, se presentan en la Tabla B.1.

PC	%varianza (con tendencia)	%varianza (sin tendencia)
1	21.40	17.37
2	12.65	13.65
6	4.26	4.44
10	2.98	3.09
12	2.31	2.54
17	1.60	1.63

Tabla B.1: *Varianza explicada por algunas PCs del campo MTT en otoño, en el periodo 1980-2012.*

Los valores de correlación entre el Índice Niño3.4 de otoño y las PCs del campo MTT en el otoño anterior, así como los valores de correlación de realimentación para el campo con tendencia, se muestran en la Tabla B.2. Dichos valores para el campo sin tendencia se indican en la Tabla B.3. En estas tablas los valores de correlación útil se resaltan en negrilla.

## B.1. Campo de Temperatura Integrado a la Tropósfera Media

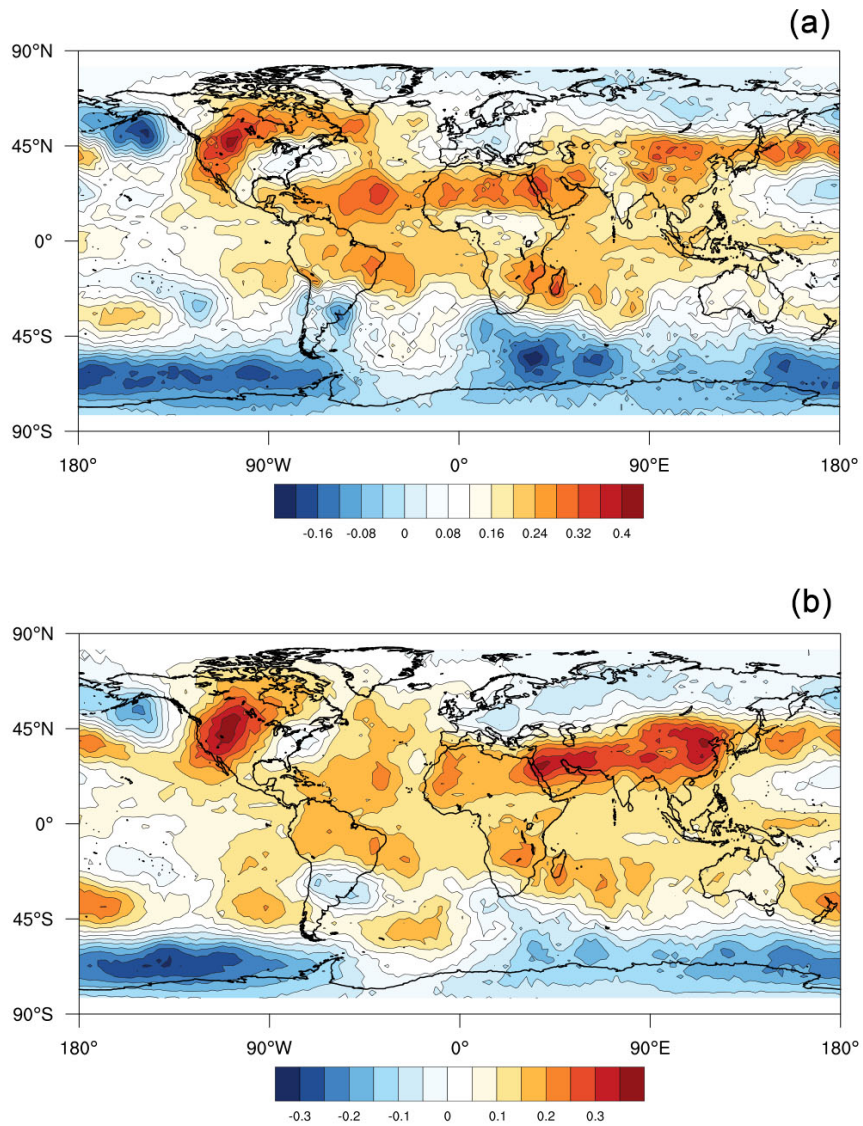


Figura B.1: Patrones espaciales correspondiente a la primera componente principal del campo MTT de otoño en el periodo 1980-2012. (a) campo con tendencia. (b) campo sin tendencia

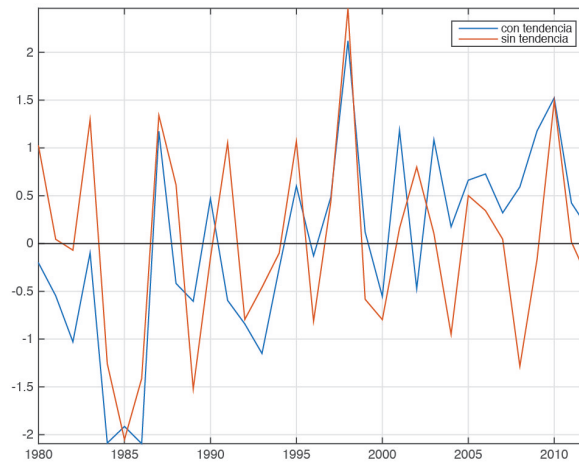


Figura B.2: Primera componente principal del campo MTT (con tendencia) en otoño (línea azul), y del campo MTT (sin tendencia) (línea naranja), en el periodo 1980-2012.

PC	Correlación Niño3.4 adelantado	Correlación PC adelantada
1	<b>-0.35</b>	<b>0.39</b>
2	-0.24	-0.01
6	0.30	0.18
10	0.24	<b>-0.35</b>
12	-0.24	0.04
17	0.19	0.15

Tabla B.2: Correlaciones de algunas PCs del campo MTT (con tendencia) con el Índice Niño3.4 de otoño, en el periodo 1980 y 2012. Para el caso cuando el Índice Niño3.4 está adelantado un año (segunda columna) y para el caso cuando la PC se adelanta un año (tercera columna). Los valores de correlación útil se resaltan en negrilla

PC	Correlación Niño3.4 adelantado	Correlación PC adelantada
1	-0.30	<b>0.51</b>
2	<b>-0.35</b>	0.04
6	0.10	-0.08
10	-0.18	0.33
12	-0.33	0.12
17	-0.31	-0.06

Tabla B.3: Correlaciones de algunas PCs del campo MTT (sin tendencia) con el Índice Niño3.4 de otoño, en el periodo 1980 y 2012. Para el caso cuando el Índice Niño3.4 está adelantado un año (segunda columna) y para el caso cuando la PC se adelanta un año (tercera columna). Los valores de correlación útil se resaltan en negrilla

## Apéndice C

# Modelos Estocásticos

### C.1. Sistemas Estocásticos

En los registros de observaciones de muchos sistemas físicos se observa una variabilidad pronunciada asociada a un rango extenso de frecuencias, característica de un comportamiento aleatorio o estocástico. Se caracteriza dicha evolución mediante una matriz  $\mathbf{Z}$ , formada por  $m$  realizaciones de un  $\mathbf{z}$  de dimensión  $l \times 1$ . Cada una de estas realizaciones corresponde a  $m$  instantes de tiempo distintos (suponiendo por tanto que el sistema es aproximadamente ergódico)

En general, la evolución de tal sistema se puede representar por

$$d_t \mathbf{z}(t) = \mathbf{W}(\mathbf{z}) \quad (\text{C.1})$$

donde  $d_t$  representa la derivada en el tiempo,  $\mathbf{W}(\mathbf{z})$  es el funcional que describe la física del sistema (en general no lineal). En muchos de los sistemas que responden a esta descripción, las variables  $\mathbf{z}(t)$  se pueden agrupar en dos subsistemas  $(\mathbf{x}', \mathbf{y}')$  que se caracterizan por tiempos de decorrelación muy distintos,  $\tau_{x'} \ll \tau_{y'}$ . Entonces se puede referir a la variable  $p \times 1$  dimensional  $\mathbf{x}'$ , como rápida, y a la variable  $n \times 1$  dimensional  $\mathbf{y}'$  como lenta. La ecuación de evolución se puede separar en

$$d_t \mathbf{x}'(t) = \mathbf{U}'(\mathbf{x}', \mathbf{y}') \quad (\text{C.2})$$

$$d_t \mathbf{y}'(t) = \mathbf{V}'(\mathbf{x}', \mathbf{y}') \quad (\text{C.3})$$

## C.2. El paseo aleatorio

Suponiendo que se produce un cambio del estado del sistema en un tiempo pequeño, desde una situación inicial  $\mathbf{y}_0'$ ,

$$\delta \mathbf{y}' = \mathbf{y}' - \mathbf{y}_0' \quad (\text{C.4})$$

y si  $\langle \dots \rangle$  representa los promedios a todos los estados de  $\mathbf{x}$  para  $\mathbf{y}' = \mathbf{y}_0'$ , se tiene para la variación promedio  $\langle \mathbf{y}' \rangle = \langle \mathbf{V}' \rangle t$ , y si se definen las fluctuaciones como  $\mathbf{y} = \mathbf{y}' - \langle \delta \mathbf{y}' \rangle$ , se puede escribir para su evolución en el tiempo

$$d_t \mathbf{y} = \mathbf{V}'(\mathbf{x}, \mathbf{y}) - \langle \mathbf{V}' \rangle = \mathbf{V} \quad (\text{C.5})$$

siendo  $\langle \mathbf{V} \rangle = 0$  y  $\mathbf{y} = 0$  para  $t = 0$

Para un  $y_0$  fijo, la estadística de  $\mathbf{V}$  viene dada por la de  $\mathbf{x}$ , que se supone estacionaria (Hasselmann, 1976). Si escribimos la ecuación anterior en diferencias finitas

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}'(t-1) + \mathbf{V} \quad (\text{C.6})$$

y sumando los tiempos entre 0 y  $t$ , se tiene

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}(0) + t\mathbf{V} \quad (\text{C.7})$$

a partir de la cual obtenemos una expresión para  $\sigma_y^2$ , la covariancia de  $\mathbf{y}'$ , en función de la variancia del proceso aleatorio  $\sigma_V^2$ .

$$\sigma_y^2 = \langle \mathbf{y}'(t) \mathbf{y}(t) \rangle + t \sigma_V^2 \quad (\text{C.8})$$

que es creciente en el tiempo, y por tanto no es estacionaria. Esta ecuación describe también otros sistemas físicos, por ejemplo la difusión de una partícula en un fluido turbulento: en ese caso  $\mathbf{y}'$  nos da las coordenadas



de la partícula y  $\mathbf{V}$  es su velocidad (Hinze, 1975). Este resultado se puede interpretar como el análogo en la mecánica del continuo del movimiento Browniano (Einstein, 1906). También aparece en la dinámica molecular (Cercignani, 1975) o en la teoría de la turbulencia (McComb, 2014). Para analizar el efecto de esta no estacionariedad en el espectro, se pasa al espacio de Fourier mediante las transformaciones

$$\mathbf{v}(t) = \int \mathbf{V}(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (\text{C.9})$$

mientras que para las variables lentas, se tiene

$$\mathbf{y}(t) = \int \mathbf{Y}(\omega) e^{i\omega t} d\omega - \int \mathbf{Y}(\omega) d\omega \quad (\text{C.10})$$

que satisface la condición inicial  $\mathbf{y}'(0) = 0$ . Sustituyendo esta última en la ecuación C7 nos queda

$$\omega \mathbf{Y}(\omega) = \mathbf{V}(\omega') \quad (\text{C.11})$$

Al ser el proceso  $\mathbf{v}(t)$  estacionario, se cumple

$$\mathbf{V}(\omega) \mathbf{V}(\omega') = \delta(\omega - \omega') \mathbf{F}(\omega) \quad (\text{C.12})$$

donde  $\mathbf{F}(\omega)$  es el espectro cruzado del proceso aleatorio. Entonces se encuentra que para el espectro cruzado de las variables lentas,  $\mathbf{G}(\omega)$ , se cumple

$$\mathbf{G}(\omega) = \frac{\mathbf{F}(\omega)}{\omega^2} \quad (\text{C.13})$$

que tiene una singularidad (polo) para  $\omega = 0$ , consistente con el carácter no estacionario de la covarianza. Así, que para  $t \gg$  es posible demostrar que

$$\langle \mathbf{Y} \mathbf{Y} \rangle = 2\pi t \mathbf{F}(0) \quad (\text{C.14})$$

### C.3. Modelos de realimentación

En muchos sistemas físicos en los cuales existe una separación entre variables rápidas y lentas no se observa un comportamiento no estacionario. Por otro lado, en estos sistemas se observan mecanismos de realimentación, transporte y disipación que actúan para producir un retorno del sistema al equilibrio. Esto equivale a introducir un término adicional en las ecuaciones correspondientes.

$$d_t \mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{y}, t) + \sum_j \langle \mathbf{S}_j(\mathbf{y}, t) \mathbf{V}_j \rangle \quad (\text{C.15})$$

donde el segundo sumando del segundo miembro representa la interacción entre la dinámica lenta del sistema, y la variabilidad rápida que se modela como un proceso puramente aleatorio. Puesto que la solución es aleatoria, debe existir una función de distribución de probabilidad  $P$  que describa la probabilidad de encontrar uno de los valores de esa solución. Esta es la ecuación de Fokker-Planck.

La probabilidad de encontrar a  $\mathbf{y}$  con el valor  $\mathbf{y}_0$  en el tiempo  $t$  se puede definir como

$$P(\mathbf{y} = \mathbf{y}_0; t) \stackrel{\text{def}}{=} \langle \delta(\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_0) \rangle \quad (\text{C.16})$$

luego, mediante integración por partes respecto a la probabilidad, y prescindiendo (por obvia) de la dependencia en el estado inicial, se tiene

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} P(\mathbf{y}, t) = & - \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \left( \mathbf{A}(\mathbf{y}, t) P(\mathbf{y}, t) \right) \\ & - \frac{1}{2} \sigma_V^2 \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \left( \left[ \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} S(\mathbf{y}, t) \right] [S(\mathbf{y}, t) P(\mathbf{y}, t)] \right) \\ & + \frac{1}{2} \sigma_V^2 \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{y}^2} \left( S(\mathbf{y}, t) S(\mathbf{y}, t) P(\mathbf{y}, t) \right) \end{aligned} \quad (\text{C.17})$$

Consideramos que el proceso  $\mathbf{y}(t)$  tiene  $n$  componentes, y por tanto  $\mathbf{A}$  es una matriz  $n \times n$ , o un conjunto de  $n$  vectores columna de  $n$  componentes cada uno. Entonces el segundo término del segundo miembro de la ecuación C.17 se puede escribir como

$$\frac{1}{2}\sigma_V^2 \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \left( \left[ \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} S(\mathbf{y}, t) \right] [S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t)] \right) = \frac{1}{2}\sigma_V^2 \left\{ [S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t)] \bullet \nabla \right\} S(\mathbf{y}, t) \quad (\text{C.18})$$

donde se define  $\bullet$  como el producto escalar de los vectores fila  $[S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t)]$  por el vector columna  $\nabla$ , y  $\nabla$  es el símbolo que denota el vector derivadas con respecto a los componentes de  $\mathbf{y}$ :

$$\nabla \stackrel{def}{=} (\partial_{y_1}, \partial_{y_2}, \dots, \partial_{y_n}) \quad (\text{C.19})$$

De esta manera

$$\left\{ [S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t)] \bullet \nabla \right\} \quad (\text{C.20})$$

en la cual, el producto  $\bullet$  implica el producto de las filas de la matriz  $S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t)$  escalarmente por las columnas de  $\nabla$ , y es un operador diferencial que actúa sobre los vectores columna de  $\mathbf{A}$ .

De forma similar, se define el producto matricial

$$\mathcal{D} \stackrel{def}{=} \nabla \nabla = \left( \sum_i \partial_{y_i} \right) \left( \sum_j \partial_{y_j} \right) \quad (\text{C.21})$$

de manera que la tercera fila de la ecuación para la probabilidad puede ponerse como

$$+ \frac{1}{2}\sigma_V^2 \frac{\partial^2}{\partial y_2^2} \left( S(\mathbf{y}, t)S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t) \right) = \mathcal{D} \left( S(\mathbf{y}, t)S(\mathbf{y}, t)P(\mathbf{y}, t) \right) \quad (\text{C.22})$$

y la ecuación para la probabilidad queda

$$\begin{aligned}
\frac{\partial}{\partial t} P(\mathbf{y}, t) = & -\nabla \left( \mathcal{A}(\mathbf{y}, t) P(\mathbf{y}, t) \right) \\
& - \frac{1}{2} \sigma_V^2 \left\{ [S(\mathbf{y}, t) P(\mathbf{y}, t)] \bullet \nabla \right\} S(\mathbf{y}, t) \\
& + \frac{1}{2} \sigma_V^2 \mathcal{D} \left( S(\mathbf{y}, t) S(\mathbf{y}(t) P(\mathbf{y}, t)) \right) \quad (C.23)
\end{aligned}$$

que es idéntica a la ecuación de Penland and Matrosova (1994) que describe la conservación del flujo de la probabilidad. Tal como explican estas autoras, en el segundo miembro, el primer sumando del término entre corchetes de C.23 se suele llamar deriva determinista ('deterministic drift'), ya que describe la dinámica de la parte determinista del sistema. El segundo sumando entre corchetes de C.23 se llama deriva inducida por el ruido ('noise induced drift') y resulta de la interacción de la parte determinista del sistema con el ruido. El último término de C.23 se conoce como difusión ('diffusion').

Sean  $y_p$  e  $y_q$ , dos variables distintas que caracterizan el estado del sistema,  $\mathbf{y}$ . Si se multiplica la ecuación anterior por el producto  $y_p y_q$  y se promedia se obtiene (Risken, 1989):

$$\begin{aligned}
\frac{\partial}{\partial t} \langle y_p(t) y_q(t) \rangle = & \langle \mathcal{A}(\mathbf{y}, t) y_q \rangle + \langle y_q \mathcal{A}(\mathbf{y}, t) \rangle \\
& + \frac{1}{2} \sigma_V^2 \left\langle \left\{ [S_p(\mathbf{y}, t) y_q] \bullet \nabla \right\} S(\mathbf{y}, t) \right\rangle \\
& + \frac{1}{2} \sigma_V^2 \left\langle \left\{ [S_q(\mathbf{y}, t) y_p] \bullet \nabla \right\} S(\mathbf{y}, t) \right\rangle \\
& + \sigma_V^2 \left( \langle S_p(\mathbf{y}, t) S_q(\mathbf{y}, t) \rangle \right) \quad (C.24)
\end{aligned}$$

La expresión C.24 describe la evolución en el tiempo de la covariancia entre dos de las componentes que caracterizan el estado del sistema en función del arrastre, de un término que incluye los gradientes y de la estructura de la covariancia entre los términos de ruido. El segundo de estos sumandos resulta de aproximar como ruido blanco un sistema de tipo Stratonovich, es decir con una correlación pequeña pero finita (Penland and Matrosova, 1994).

# Bibliografía

- Alvarez-García, F., Narvaez, W. C., and OrtizBeviá, M. J. (2006). An assessment of differences in ENSO mechanisms in a coupled GCM simulation. *Journal of Climate*, 19(1):69–87.
- Anderson, B. T. (2004). Investigation of a large-scale mode of ocean-atmosphere variability and its relation to tropical Pacific sea surface temperature anomalies. *Journal of Climate*, 17(20):4089–4098.
- Arnold, L. (1974). *Stochastic differential equations*. John Wiley & Sons.
- Ballester, J., Rodríguez-Arias, M. À., and Rodó, X. (2011). A new extra-tropical tracer describing the role of the western Pacific in the onset of El Niño: implications for ENSO understanding and forecasting. *Journal of Climate*, 24(5):1425–1437.
- Barnett, T. (1991). The interaction of multiple time scales in the tropical climate system. *Journal of Climate*, 4(3):269–285.
- Barnett, T., Graham, N., Pazan, S., White, W., Latif, M., and Flügel, M. (1993). ENSO and ENSO-related predictability. Part I: Prediction of equatorial Pacific sea surface temperature with a hybrid coupled ocean-atmosphere model. *Journal of Climate*, 6(8):1545–1566.
- Barnett, T. and Preisendorfer, R. (1987). Origins and levels of monthly and seasonal forecast skill for United States surface air temperatures determined by canonical correlation analysis. *Monthly Weather Review*, 115(9):1825–1850.
- Barnett, T. P., Pierce, D. W., Latif, M., Dommenges, D., and Saravanan, R. (1999). Interdecadal interactions between the tropics and midlatitudes in the Pacific basin. *Geophysical Research Letters*, 26(5):615.
- Barnston, A. G. and Ropelewski, C. F. (1992). Prediction of ENSO episodes using canonical correlation analysis. *Journal of Climate*, 5(11):1316–1345.

- Barnston, A. G., Tippett, M. K., L'Heureux, M. L., Li, S., and DeWitt, D. G. (2012). Skill of Real-Time Seasonal ENSO Model Predictions during 2002-11: Is our capability increasing? *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(5):631–651.
- Battisti, D. S. (1988). Dynamics and thermodynamics of a warming event in a coupled tropical atmosphere-ocean model. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 45(20):2889–2919.
- Birkhoff, G. D. (1931). Proof of the ergodic theorem. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 17(12):656–660.
- Blumenthal, M. B. (1991). Predictability of a coupled ocean-atmosphere model. *Journal of Climate*, 4(8):766–784.
- Boschat, G., Terray, P., and Masson, S. (2013). Extratropical forcing of ENSO. *Geophysical Research Letters*, 40(8):1605–1611.
- Burgers, G., Jin, F.-F., and Van Oldenborgh, G. J. (2005). The simplest ENSO recharge oscillator. *Geophysical Research Letters*, 32(13).
- Cane, M. A., Zebiak, S. E., and Dolan, S. C. (1986). Experimental forecasts of El Niño. *Nature*, 321(6073):827–832.
- Capotondi, A., Wittenberg, A. T., Newman, M., Di Lorenzo, E., Yu, J.-Y., Braconnot, P., Cole, J., Dewitte, B., Giese, B., Guilyardi, E., et al. (2014). Understanding ENSO diversity. *Bulletin of the American Meteorological Society*.
- Carton, J. A. and Giese, B. S. (2008). A reanalysis of ocean climate using Simple Ocean Data Assimilation (SODA). *Monthly Weather Review*, 136(8):2999–3017.
- Castro Cunningham, C. A. and de Albuquerque Cavalcanti, I. F. (2006). Intraseasonal modes of variability affecting the South Atlantic Convergence Zone. *International Journal of Climatology*, 26(9):1165–1180.
- Cercignani, C. (1975). *Theory and application of the Boltzmann equation*. Scottish Academic Press.
- Chang, P., Zhang, L., Saravanan, R., Vimont, D. J., Chiang, J. C., Ji, L., Seidel, H., and Tippett, M. K. (2007). Pacific meridional mode and El Niño-Southern Oscillation. *Geophysical Research Letters*, 34(16).
- Chen, D., Cane, M. A., Kaplan, A., Zebiak, S. E., and Huang, D. (2004). Predictability of El Niño over the past 148 years. *Nature*, 428(6984):733–736.

- Chiang, J. C. and Vimont, D. J. (2004). Analogous Pacific and Atlantic Meridional Modes of Tropical Atmosphere-Ocean Variability. *Journal of Climate*, 17(21):4143–4158.
- Christensen, J. H., Kanikicharla, K. K., Marshall, G., and Turner, J. (2013). *Climate Phenomena and their Relevance for Future Regional Climate change. Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- Clarke, A. J. (2008). *An introduction to the dynamics of El Niño & the Southern Oscillation*. Academic Press.
- Clarke, A. J. and Van Gorder, S. (2003). Improving El Niño prediction using a space-time integration of Indo-Pacific winds and equatorial Pacific upper ocean heat content. *Geophysical Research Letters*, 30(7).
- Clarke, A. J., Van Gorder, S., and Colantuono, G. (2007). Wind stress curl and ENSO discharge/recharge in the equatorial Pacific. *Journal of Physical Oceanography*, 37(4):1077–1091.
- Collins, M., An, S.-I., Cai, W., Ganachaud, A., Guilyardi, E., Jin, F.-F., Jochum, M., Lengaigne, M., Power, S., Timmermann, A., et al. (2010). The impact of global warming on the tropical Pacific Ocean and El Niño. *Nature Geoscience*, 3(6):391–397.
- Cornejo-Rodriguez, M. D. P. and Enfield, D. B. (1987). Propagation and forcing of high-frequency sea level variability along the west coast of South America. *Journal of Geophysical Research*, 92(C13):14323–14334.
- Dayan, H., Vialard, J., Izumo, T., and Lengaigne, M. (2014). Does sea surface temperature outside the tropical Pacific contribute to enhanced ENSO predictability? *Climate Dynamics*, 43(5-6):1311–1325.
- Dee, D., Uppala, S., Simmons, A., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M., Balsamo, G., Bauer, P., et al. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656):553–597.
- Diaz, H. F., Hoerling, M. P., and Eischeid, J. K. (2001). ENSO variability, teleconnections and climate change. *International Journal of Climatology*, 21(15):1845–1862.
- Diaz, H. F. and Markgraf, V. (2000). *El Niño and the Southern Oscillation: multiscale variability and global and regional impacts*. Cambridge University Press.

- Dominiak, S. and Terray, P. (2005). Improvement of ENSO prediction using a linear regression model with a southern Indian Ocean sea surface temperature predictor. *Geophysical Research Letters*, 32(18).
- Draper, N. R. and Smith, H. (1998). *Applied regression analysis*. New York: Wiley.
- Drumond, A. d. M. and Ambrizzi, T. (2008). The role of the South Indian and Pacific oceans in South American monsoon variability. *Theoretical and Applied Climatology*, 94(3-4):125–137.
- Einstein, A. (1906). On the theory of the Brownian movement. *Annalen der Physik*, 4(19):371–381.
- Enfield, D. B., Mestas-Núñez, A. M., Mayer, D. A., and Cid-Serrano, L. (1999). How ubiquitous is the dipole relationship in tropical Atlantic sea surface temperatures? *Journal of Geophysical Research: Oceans (1978–2012)*, 104(C4):7841–7848.
- Fisher, R. A. et al. (1921). On the “Probable Error” of a Coefficient of Correlation Deduced from a Small Sample. *Metron*, 1:3–32.
- Folland, C. K., Knight, J., Linderholm, H. W., Fereday, D., Ineson, S., and Hurrell, J. W. (2009). The summer North Atlantic Oscillation: past, present, and future. *Journal of Climate*, 22(5):1082–1103.
- Fu, Q., Johanson, C. M., Warren, S. G., and Seidel, D. J. (2004). Contribution of stratospheric cooling to satellite-inferred tropospheric temperature trends. *Nature*, 429(6987):55–58.
- Garreaud, R. and Battisti, D. S. (1999). Interannual (ENSO) and interdecadal (enso-like) variability in the Southern Hemisphere tropospheric circulation\*. *Journal of Climate*, 12(7):2113–2123.
- Gershunov, A. and Barnett, T. P. (1998). Interdecadal modulation of ENSO teleconnections. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(12):2715–2725.
- Goddard, L. and Dilley, M. (2005). El Niño: catastrophe or opportunity. *Journal of Climate*, 18(5):651–665.
- Gu, D. and Philander, S. G. (1997). Interdecadal climate fluctuations that depend on exchanges between the tropics and extratropics. *Science*, 275(5301):805–807.
- Guilyardi, E., Bellenger, H., Collins, M., Ferrett, S., Cai, W., and Wittenberg, A. (2012). A first look at ENSO in CMIP5. *Clivar Exchanges*, 17(1):29–32.



- Guilyardi, E., Braconnot, P., Jin, F.-F., Kim, S. T., Kolasinski, M., Li, T., and Musat, I. (2009). Atmosphere feedbacks during ENSO in a coupled GCM with a modified atmospheric convection scheme. *Journal of Climate*, 22(21):5698–5718.
- Hasselmann, K. (1976). Stochastic climate models part I. Theory. *Tellus A*, 28(6).
- Hasselmann, K. (1988). PIPs and POPs: The reduction of complex dynamical systems using principal interaction and oscillation patterns. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012)*, 93(D9):11015–11021.
- Hinze, J. (1975). Turbulence. NY: McGraw-Hill, page 2.
- Hollingsworth, A., Arpe, K., Tiedtke, M., Capaldo, M., and Savijärvi, H. (1980). The performance of a medium-range forecast model in winter-Impact of physical parameterizations. *Monthly Weather Review*, 108(11):1736–1773.
- Izumo, T., Vialard, J., Lengaigne, M., de Boyer Montegut, C., Behera, S. K., Luo, J.-J., Cravatte, S., Masson, S., and Yamagata, T. (2010). Influence of the state of the Indian Ocean Dipole on the following years El Niño. *Nature Geoscience*, 3(3):168–172.
- Jin, F.-F. (1997). An equatorial ocean recharge paradigm for ENSO. Part I: Conceptual model. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 54(7):811–829.
- Johansson, A., Barnston, A., Saha, S., and van den Dool, H. (1998). On the level and origin of seasonal forecast skill in northern Europe. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 55(1):103–127.
- Johnson, S. D., Battisti, D. S., and Sarachik, E. (2000). Empirically Derived Markov Models and Prediction of Tropical Pacific Sea Surface Temperature Anomalies. *Journal of Climate*, 13(1):3–17.
- Jones, J. M., Fogt, R. L., Widmann, M., Marshall, G. J., Jones, P. D., and Visbeck, M. (2009). Historical SAM Variability. Part I: Century-Length Seasonal Reconstructions. *Journal of Climate*, 22(20):5319–5345.
- Jones, P., Jonsson, T., and Wheeler, D. (1997). Extension to the North Atlantic Oscillation using early instrumental pressure observations from Gibraltar and South-West Iceland. *International Journal of Climatology*, 17(13):1433–1450.

- Kalnay, E., Kanamitsu, M., Kistler, R., Collins, W., Deaven, D., Gandin, L., Iredell, M., Saha, S., White, G., Woollen, J., et al. (1996). The NCEP/N-CAR 40-year reanalysis project. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77(3):437–471.
- Kanamitsu, M., Ebisuzaki, W., Woollen, J., Yang, S.-K., Hnilo, J., Fiorino, M., and Potter, G. (2002). NCEP-DOE amip-ii reanalysis (r-2). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(11):1631–1643.
- Kang, I.-S. and Kug, J.-S. (2000). El Niño prediction system using an intermediate ocean and a statistical atmosphere. *Geophysical Research Letters*, 27(8):1167–1170.
- Kao, H.-Y. and Yu, J.-Y. (2009). Contrasting eastern-Pacific and central-Pacific types of ENSO. *Journal of Climate*, 22(3):615–632.
- Karnauskas, K. B., Seager, R., Kaplan, A., Kushnir, Y., and Cane, M. A. (2009). Observed strengthening of the zonal sea surface temperature gradient across the equatorial Pacific Ocean. *Journal of Climate*, 22(16):4316–4321.
- Keenlyside, N. S., Ding, H., and Latif, M. (2013). Potential of equatorial Atlantic variability to enhance El Niño prediction. *Geophysical Research Letters*, 40(10):2278–2283.
- Kiladis, G. N. and Mo, K. C. (1998). Interannual and intraseasonal variability in the Southern Hemisphere. In *Meteorology of the Southern Hemisphere*, pages 307–336. Springer.
- Kirtman, B. P. and Schopf, P. S. (1998). Decadal variability in ENSO predictability and prediction. *Journal of Climate*, 11(11):2804–2822.
- Kleeman, R. and Moore, A. M. (1999). A new method for determining the reliability of dynamical ENSO predictions. *Monthly Weather Review*, 127(5):694–705.
- Knaff, J. A. and Landsea, C. W. (1997). An El Niño-Southern Oscillation climatology and persistence (CLIPER) forecasting scheme. *Weather and Forecasting*, 12(3):633–652.
- Knutson, T. R. and Manabe, S. (1998). Model assessment of decadal variability and trends in the tropical Pacific Ocean. *Journal of Climate*, 11(9):2273–2296.
- Kwok, R. and Comiso, J. C. (2002). Spatial patterns of variability in Antarctic surface temperature: Connections to the Southern Hemisphere Annular Mode and the Southern Oscillation. *Geophysical Research Letters*, 29(14):50–1.

- Li, Y. and Lau, N.-C. (2012). Impact of ENSO on the atmospheric variability over the north Atlantic in late winter-Role of transient eddies. *Journal of Climate*, 25(1):320–342.
- Lin, C.-Y., Yu, J.-Y., and Hsu, H.-H. (2014). CMIP5 model simulations of the Pacific meridional mode and its connection to the two types of ENSO. *International Journal of Climatology*.
- Livezey, R. E. (1995). The evaluation of forecasts. In von Storch, H. and Navarra, A., editors, *Analysis of Climate Variability*, pages 177–196. Springer, Verlag Berlin Heidelberg.
- Loon, H. and Jenne, R. L. (1972). The zonal harmonic standing waves in the Southern Hemisphere. *Journal of Geophysical Research*, 77(6):992–1003.
- Lorenz, E. N. (1956). Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction. *Science Report 1, Statistical Forecasting Project*, pages 1–49.
- Luo, J.-J., Zhang, R., Behera, S. K., Masumoto, Y., Jin, F.-F., Lukas, R., and Yamagata, T. (2010). Interaction between El Niño and extreme Indian ocean dipole. *Journal of Climate*, 23(3):726–742.
- McComb, W. D. (2014). *Homogeneous, isotropic turbulence: phenomenology, renormalization and statistical closures*. Oxford University Press.
- McPhaden, M. J., Zhang, X., Hendon, H. H., and Wheeler, M. C. (2006). Large scale dynamics and MJO forcing of ENSO variability. *Geophysical Research Letters*, 33(16).
- Mears, C. A. and Wentz, F. J. (2009). Construction of the Remote Sensing Systems V3. 2 atmospheric temperature records from the MSU and AMSU microwave sounders. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26(6):1040–1056.
- Meehl, G. A., Teng, H., and Branstator, G. (2006). Future changes of El Niño in two global coupled climate models. *Climate Dynamics*, 26(6):549–566.
- Meinen, C. S. and McPhaden, M. J. (2000). Observations of warm water volume changes in the equatorial Pacific and their relationship to El Niño and La Niña. *Journal of Climate*, 13(20):3551–3559.
- Miller, A. J., Cayan, D. R., Barnett, T. P., Graham, N. E., and Oberhuber, J. M. (1994). The 1976–77 climate shift of the Pacific Ocean. *Oceanography*, 7(1):21–26.

- Mueller, W. A. and Roeckner, E. (2006). ENSO impact on midlatitude circulation patterns in future climate change projections. *Geophysical Research Letters*, 33(5).
- Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., and Wasserman, W. (1996). *Applied linear statistical models*, volume 4. Irwin Chicago.
- Newman, M., Sardeshmukh, P. D., and Penland, C. (1997). Stochastic forcing of the wintertime extratropical flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 54(3):435–455.
- OrtizBeviá, M. (1997). Estimation of the cyclostationary dependence in geophysical data fields. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984–2012), 102(D12):13473–13486.
- Palmer, T., Doblas-Reyes, F., Hagedorn, R., Alessandri, A., Gualdi, S., Andersen, U., Feddersen, H., Cantelaube, P., Terres, J., Davey, M., et al. (2004). Development of a European multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (DEMETER). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(6):853–872.
- Penland, C. (1989). Random forcing and forecasting using Principal Oscillation Pattern analysis. *Monthly Weather Review*, 117(10):2165–2185.
- Penland, C. and Magorian, T. (1993). Prediction of Niño 3 sea surface temperatures using linear inverse modeling. *Journal of Climate*, 6(6):1067–1076.
- Penland, C. and Matrosova, L. (1994). A balance condition for stochastic numerical models with application to the El Niño-Southern Oscillation. *Journal of Climate*, 7(9):1352–1372.
- Penland, C. and Matrosova, L. (1998). Prediction of tropical Atlantic sea surface temperatures using linear inverse modeling. *Journal of Climate*, 11(3):483–496.
- Penland, C. and Sardeshmukh, P. D. (1995). The optimal growth of tropical sea surface temperature anomalies. *Journal of Climate*, 8(8):1999–2024.
- Pierce, D. W., Barnett, T. P., and Latif, M. (2000). Connections between the Pacific Ocean tropics and midlatitudes on decadal timescales. *Journal of Climate*, 13(6):1173–1194.
- Power, S. B. and Smith, I. N. (2007). Weakening of the walker circulation and apparent dominance of El Niño both reach record levels, but has ENSO really changed? *Geophysical Research Letters*, 34(18).

- Raphael, M. N. and Holland, M. M. (2006). Twentieth century simulation of the Southern Hemisphere climate in coupled models. Part 1: Large scale circulation variability. *Climate Dynamics*, 26(2-3):217–228.
- Rasmusson, E. M. and Carpenter, T. H. (1982). Variations in tropical sea surface temperature and surface wind fields associated with the Southern Oscillation/El Niño. *Monthly Weather Review*, 110(5):354–384.
- Rasmusson, E. M. and Wallace, J. M. (1983). Meteorological aspects of the El Niño/a Southern Oscillation. *Science*, 222(4629):1195–1202.
- Risken, H. (1989). The Fokker-Planck Equation. Methods of Solution and Applications, vol. 18 of. *Springer Series in Synergetics*.
- Rodríguez-Fonseca, B., Polo, I., García-Serrano, J., Losada, T., Mohino, E., Mechoso, C. R., and Kucharski, F. (2009). Are Atlantic Niños enhancing Pacific ENSO events in recent decades? *Geophysical Research Letters*, 36(20).
- Ropelewski, C. and Jones, P. (1987). An extension of the Tahiti-Darwin Southern Oscillation Index. *Monthly Weather Review*, 115(9):2161–2165.
- Saji, N., Goswami, B. N., Vinayachandran, P., and Yamagata, T. (1999). A dipole mode in the tropical Indian Ocean. *Nature*, 401(6751):360–363.
- Schopf, P. S. (1987). Coupled dynamics of the tropical ocean-atmosphere system. *Further Progress in Equatorial Oceanography*, pages 279–286.
- Sponberg, K. (1999). Weathering a storm of global statistics. *Nature*, 400(6739):13–13.
- Stepanov, V. (2009). Modeling of El Niño events using a simple model. *Oceanology*, 49(3):310–319.
- Sterl, A., van Oldenborgh, G. J., Hazeleger, W., and Burgers, G. (2007). On the robustness of ENSO teleconnections. *Climate Dynamics*, 29(5):469–485.
- Suarez, M. J. and Schopf, P. S. (1988). A delayed action oscillator for ENSO. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 45(21):3283–3287.
- Sun, J., Wang, H., and Yuan, W. (2008). Decadal variations of the relationship between the summer North Atlantic Oscillation and middle East Asian air temperature. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984–2012), 113(D15).

- Terray, P. (2011). Southern Hemisphere extra-tropical forcing: a new paradigm for El Niño-Southern Oscillation. *Climate Dynamics*, 36(11-12):2171–2199.
- Thompson, D. W. and Wallace, J. M. (1998). The Arctic Oscillation signature in the wintertime geopotential height and temperature fields. *Geophysical Research Letters*, 25(9):1297–1300.
- Thompson, D. W. and Wallace, J. M. (2000). Annular modes in the extratropical circulation. Part I: month-to-month variability. *Journal of Climate*, 13(5):1000–1016.
- Timmermann, A., Jin, F.-F., and Abshagen, J. (2003). A nonlinear theory for El Niño bursting. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 60(1):152–165.
- Trenberth, K. E. (1984). Signal versus noise in the Southern Oscillation. *Monthly Weather Review*, 112(2):326–332.
- Trenberth, K. E. (1997). The definition of El Niño. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(12):2771–2777.
- UCAR (1994). El Niño climate prediction. In *Reports to the Nation on our Changing Planet*, volume 3, page 25. UCAR.
- Uppala, S. M., Kallberg, P., Simmons, A., Andrae, U., Bechtold, V., Fiorino, M., Gibson, J., Haseler, J., Hernandez, A., Kelly, G., et al. (2005). The ERA-40 re-analysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(612):2961–3012.
- Van den Dool, H. (1994). Long-range weather forecasts through numerical and empirical methods. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*, 20(3):247–270.
- van Loon, H. and Rogers, J. C. (1978). The seesaw in winter temperatures between Greenland and northern Europe. Part I: General description. *Monthly Weather Review*, 106(3):296–310.
- Vasconcellos, F. C. and Cavalcanti, I. F. (2010). Extreme precipitation over Southeastern Brazil in the austral summer and relations with the Southern Hemisphere annular mode. *Atmospheric Science Letters*, 11(1):21–26.
- Vimont, D. J., Alexander, M., and Fontaine, A. (2009). Midlatitude excitation of tropical variability in the Pacific: the role of thermodynamic coupling and seasonality. *Journal of Climate*, 22(3):518–534.

- Von Storch, H., Bruns, T., Fischer-Bruns, I., and Hasselmann, K. (1988). Principal Oscillation Pattern analysis of the 30-to 60-day oscillation in general circulation model equatorial troposphere. *J. Geophys. Res.*, 93(11):022–11.
- von Storch, H., Bürger, G., Schnur, R., and von Storch, J.-S. (1995). Principal Oscillation Patterns: A review. *Journal of Climate*, 8(3):377–400.
- Wallace, J. M. and Gutzler, D. S. (1981). Teleconnections in the geopotential height field during the Northern Hemisphere winter. *Monthly Weather Review*, 109(4):784–812.
- Wilks, D. S. (2011). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, volume 100. Academic Press, USA.
- Xu, J.-S. and Von Storch, H. (1990). Predicting the state of the Southern Oscillation using Principal Oscillation Pattern analysis. *Journal of Climate*, 3(12):1316–1329.
- Yu, J.-Y. and Kim, S. T. (2011). Relationships between extratropical sea level pressure variations and the central Pacific and eastern Pacific types of ENSO. *Journal of Climate*, 24(3):708–720.
- Yu, J.-Y. and Kim, S. T. (2013). Identifying the types of major El Niño events since 1870. *International Journal of Climatology*, 33(8):2105–2112.
- Yuan, X. and Li, C. (2008). Climate modes in southern high latitudes and their impacts on Antarctic sea ice. *Journal of Geophysical Research: Oceans (1978–2012)*, 113(C6).
- Zebiak, S. E. (1993). Air-sea interaction in the equatorial Atlantic region. *Journal of Climate*, 6(8):1567–1586.
- Zebiak, S. E. and Cane, M. A. (1987). A model El Niño-Southern Oscillation. *Monthly Weather Review*, 115(10):2262–2278.
- Zhang, H., Deser, C., Clement, A., and Tomas, R. (2014). Equatorial signatures of the Pacific Meridional Modes: Dependence on mean climate state. *Geophysical Research Letters*, 41(2):568–574.
- Zhang, R.-H., Zebiak, S. E., Kleeman, R., and Keenlyside, N. (2003). A new intermediate coupled model for El Niño simulation and prediction. *Geophysical Research Letters*, 30(19).

